

전기차 복합 소재 추천

필리크온

강민지 김형준, 문지원

01 분석 개요 - 주제 선정 배경

Contents

02 **데이터 분석** - 데이터 수집

- 데이터 전처리

- 분석 방향 설정

03 분석 결과

- 기초 분석 1

- 머신 러닝

- 기초 분석 2

04 결론

- 결과

- 의의 및 한계

- Reference

01

분석 개요

Why 전기차?

- 미국의 '기업평균연비' (CAFE, Corporate Average Fuel Economy)
 - 미국 자동차 제작사와 수입 회사가 미국 내 판매 차량의 생산량을 기준으로 한 가중평균연비 기준치를 설정, 이를 만족 시키지 못하는 업체에 과태료를 부과함으로써 출고 자동차의 평균 연비를 개선하고자 하는 제도

EU 환경규제

- 파리기후협약에 따라 '30년까지 CO2 배출량을 '21년 대비 승용차 37.5%, 승합차 31% 감축 목표를 제시 (EU, '18.12.17)c
- 유럽 시장에 신규 출시되는 승용차 및 소형 자동차의 CO2 배출규제를 위해「Regulation (EU) 2019/631」제정 (Europa, '19.4.17)

Why 전기차?

[이슈분석]친환경 규제 강화에 전기차 485종...본격 경쟁 판 깔렸다

발행일: 2020.02.18 17:00

EU, 2030년 車 탄소 37.5% 감축 충족 못한 완성차 업체 벌금 부여 소형·준중형급 넘어 중대형급 출시 3000만원대 차량 줄줄이 출시 예고

EU 규제에 발 맞춰 현지 업체 위주로 '탈 내연기관'을 선언하는 사례가 계속 늘고 있다. 폭스바겐은 2026년부터 새로운 내연기관 엔진 개발 중단을 밝혔고, 스웨덴 볼보는 올해부터 내연기관차 생산을 단계적으로 중단하고, 신차는 전기차만 만들겠다고 발표했다. 하이브리드(H EV) 차량을 고집해온 일본 토요타 역시 2025년부터 내연기관차를 더 이상 생산하지 않겠다는 파격적인 선언을 내놨다.

코로나에 한국 자동차생산 세계 7위→4위로 뛰어올라

독일·인도·멕시코 제치고 3단계 도약 상반기 전기차 수출 82%↑, 수소차 수출 68%↑

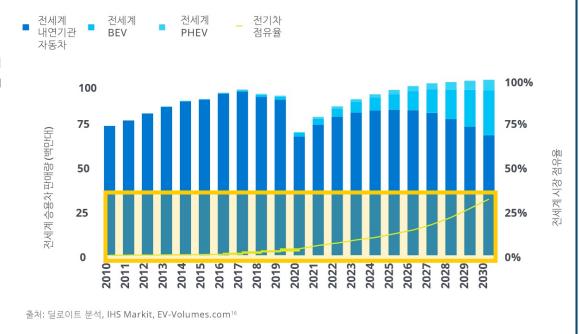
< '20.6월 국내 자동차산업 총괄표 >

(단위: 대, 억불, %)

구 분	'20.6월	전월비 (%)	전년동월비 (%)	'20.1-6월	전년동기비
생 산(대)	297,019	28.5	△10.8	1,627,534	△19.8
내 수(대)	205,709	21.9	41.9	930,464	7.2
국산차(대)	175,023	20.9	41.6	793,713	5.8
수입차(대)	30,686	27.5	43.9	136,751	16.1
수 출(대)	132,514	38.3	△37.4	826,710	△33.4
(금액/억불)	24.9	38.0	△33.2	157.6	△27.3
부품수출 (금액/억불)	9.5	46.6	△44.7	81.0	△28.4

* 자료: 한국자동차산업협회, 한국수입자동차협회

2030년까지 전세계 연간 승용차 및 경차 판매량 전망



전기차 경량화의 중요성

자동차도 다이어트 시대! 차량 경량화 중요성 커진다.

2021-07-01 미국 디트로이트무역관 고우백

자동차 연료 소비의 약 23%는 차량 중량과 관련이 있다. 무거울수록 연료 소비가 늘어난다고 볼 수 있다. 때문에 기존의 내연기관 차량에 비해 연료 효율성이 떨어지는 문제를 극복하고 1회 충전당 주행거리 내연기관 자동차 수준으로 끌어올려야 하는 과제를 안고 있는 전기차의 경우 연료 효율을 늘리기 위해 차량 무게를 조금이라도 줄이는 것이 아주 중요하다.

연료 소비의 약 23% 차량 중량이 원인



부품 소재로 차량 경량화

문제 인식

- 현재 사용하는 소재(FRP, CFRP)의 문제점 발견
 - FRP(Fiber Reinforced Plastics/섬유강화 플라스틱)

장점: 내열성이 우수하고 가벼우며 내구성이 강함. 성형 작업이 우수하고 유지·보수가 쉬움

단점: 재활용이 불가, 환경적인 문제 발생

- CFRP(Carbon Fiber Reinforced Plastic/탄소섬유 강화플라스틱): 가격이 비쌈

장점: 가벼우며 고강도임 (동일한 조건에서 강철의 1/5의 무게)

단점: 가격이 비쌈



기존 소재를 대체 할 전기차 복합 소재 필요

02

데이터 분석

LG Chem



Product

KEYFLEX BT

제품 분류 및 자료 다운로드

제품군	Grade	특정	주용도	다운로드
사출	1028D	저경도	자동차 내장째 소프트 터치 그립 등	다운로드
사출용	1030D	저경도	자동차 내장재 소프트 터치 그립 등	다운로드
사출용	1033D	저경도	자동차 내장제. 소프트 터치 그립 등	다운로드
사출용		Solution Partner	(b) LG Chem	다운로드
사출용		KEVELEY RT 1028F		다운로드

KEYFLEX BT 1028D

Injection Molding, TPC-ET

Description

Application

Test Condition Test Method Unit

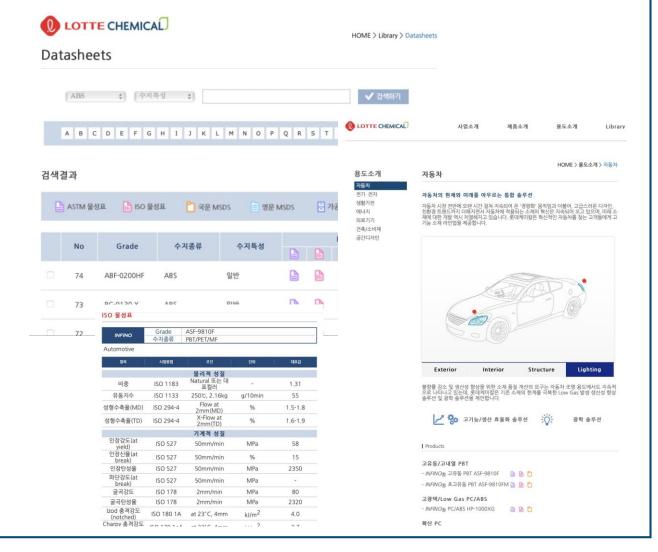
General Purpose, Low Modulus

Auto Interiors, Soft Touch Grips, Overmolding Parts, etc

Typical Value

rioperues	Test Condition	rest method	Unit	Typical value	
Physical					
Specific Gravity		ASTM D792	-	1.05	
Molding Shrinkage (Flow), 3.2mm		ASTM D955	%	0.4~0.8	
Melt Flow Rate	230 C/2.16kg	ASTM D1238	g/10min	24	
Water Absorption	23 C, 24hrs	ASTM D570	%	0.8	
Mechanical					
Tensile Strength, 2mm		ASTM D638			
@ Yield	50mm/min		ka/cm ²		
@ Break	50mm/min		ka/cm ²	200	
Tensile Elongation, 2mm	474577344444	ASTM D638	3,577,747,00	(0)(0)	
@ Yield	50mm/min		%		
@ Break	50mm/min		%	900	
Flexural Strength, 6.4mm	15mm/min	ASTM D790	ka/cm ²		
Flexural Modulus, 6.4mm	15mm/min	ASTM D790	kg/cm ²		
Tear Strength @ Break	50mm/min	ASTM D624	kg/cm		
IZOD Impact Strength, 6.4mm		ASTM D256	18301		
(Notched)	23 C		kg-cm/cm	No break	
89889883057	-40°C		kg-cm/cm	No break	
Shore Hardness	Shore D	ASTM D2240	-	23	
Shore Hardness	Shore A	ASTM D2240		75	

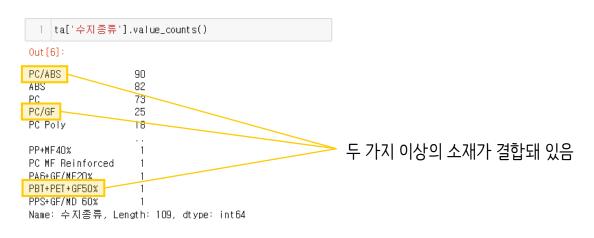
LOTTE Chemical



수집한 데이터 셋 -총 539행, 16열

	특징	용도	구분	셰부	비중 (Specific Gravity)	특성 \n(Property;mm)	Unnamed: 7	인장 \n(Tensil)	Unnamed: 9		신율 \n(%)	굴곡 \n(Flexural; Mpa)	Unnamed: 13	Unnamed: 14
계품군														
KEYFLEX BT 1028D	일 반, 거 경도	자동차 내 장재, 소프 트 터치 그 립, 오버몰 딩 부품, 기 타	NaN	TPC-ET	1.05	2.0	6.4	50	NaN	19.60	900.0	15.0	NaN	NaN
KEYFLEX BT 1030D	일반, 저경도	자동차 내 장재, 소프 트 터치 그 립, 오버몰 딩 부품, 기 타	NaN	TPC-ET	1.07	2.0	6.4	50	NaN	21.56	850.0	15.0	NaN	NaN
KEYFLEX BT 1033D	일 반, 저 경도	자동차 내 장재, 소프 트 터치 그 립, 오버몰 딩 부품, 기 타	NaN	TPC-ET	1.09	2.0	6.4	50	NaN	23.52	800.0	15.0	NaN	NaN
KEYFLEX BT 1035D	일반, 저경도	자동차 내 장재, 소프 트 터치 그 립, 오버몰 딩 부품, 기 타	NaN	TPC-ET	1.11	2.0	6.4	50	NaN	19.60	750.0	15.0	NaN	NaN
KEYFLEX BT 1040D	일반증경도	안테나 커 버, 레져/스 포츠 사출 부품, 기타	NaN	TPC-ET	1.13	2.0	6.4	50	NaN	20.58	860.0	15.0	NaN	76.44
VG-4920F	난 연	OA Machine, Bidet	NaN	ABS/GF	1.34	NaN	NaN	50	102.0	101.00	2.4	2.0	146.0	7100
EG-7000	일 반	Home Appliances	NaN	ABS/PET	1.08	NaN	NaN	50	38.0	26.00	18.0	2.0	55.0	1960
EG-7030	일 반	Air- conditioner drain pan	NaN	ABS/PET	1.11	NaN	NaN	50	46.0	NaN	NaN	2.0	55.0	1900
GC-0710	일 반	E&E	NaN	ABS/PET	1.12	NaN	NaN	50	40.0	35.00	7.0	2.0	60.0	1900
GC-0730	일 반	TV/Monitor	NaN	ABS/PET	1.12	NaN	NaN	50	40.0	30.00	24.0	2.0	56.0	1800

열 이름	정의
제품군	제품 이름
특징	제품의 특징
용도	자동차 부품 중 제품 사용 용도
	수지 종류 명
그 외	제품에 대한 물성 계수



539 rows x 16 columns



전처리 한 데이터 셋 -총 662행, 10열

	특징	용도	수지종 류	비중(Specific Gravity)	인장강 도	파단강 도	신율\n (%)	굴곡강 도	굴곡 탄성 률	인장탄성율 (Mpa)
제품군										
LUCON PS6072	전기전도성	ATM 부품, ESS, LCD Cell tray, Vacuum Cleaner, Ai	ABS	1.06	45.00	NaN	7.0	75.00	2500.0	NaN
LUPOY GP1004MU	난연	자동차 내장재, 휴대폰, TV, 노트북 등	ABS	1.20	58.80	NaN	100.0	88.20	2156.0	NaN
LUPOY GP5008A	일반, 비보강	자동차 내/외장재, 휴대폰, TV, 노트북 등	ABS	1.10	39.20	NaN	NaN	59.78	1666.0	NaN
LUPOY HI5002A	일반, 비보강	자동차 내/외장재, 휴대폰, TV, 노트북 등	ABS	1.11	54.88	NaN	70.0	84.28	2058.0	NaN
LUPOY HR5006A	내충격, 고내열, 비보강	자동차 내/외장재, 휴대폰, TV, 노트북 등	ABS	1.13	52.92	NaN	110.0	83.30	2205.0	NaN
AE-3063I	일반	자동차	PC	1.20	50.00	48.0	120.0	67.00	1800.0	1600.0
AE-2030	일반	Automotive	PC	1.20	54.00	52.0	100.0	80.00	2200.0	2100.0
AE-2130	일반	Automotive	PC	1.23	56.00	55.0	90.0	82.00	2400.0	2400.0
AE-2150	일반	Automotive	PC	1.33	63.00	58.0	4.0	100.00	4000.0	3800.0
AE-2230	일반	자동차	PC	1.35	55.00	61.0	7.0	90.00	3900.0	4000.0

662 rows × 10 columns

- → 소재 종류가 결합 된 데이터 분리
- → 단위 등 필요없는 열 삭제

1 tal['수지종류'].value_counts()

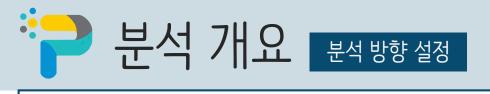
Out [14]:

257

Name: 수지종류, dtype: int64

변수 설명

변수 명	정의
비중	물질의 질량과 이와 동일한 부피의 표준물질의 질량과 비 (작을 수록 가벼움)
인장강도	양쪽에서 잡아당길 때 최고점에서의 힘 (클수록 재료가 강함)
파단강도	양쪽에서 잡아당길 때 탄성 변형이 일어나는 한계 응력
굴곡탄성율	클수록 강성이 높아지며 낮을수록 유연함
굴곡강도	재료를 눌렀을 때 파단 되기 전 최대값
신율	인장 하중에 의해 끊어질 때의 최대 늘어난 길이



자동차에 사용되는 복합 소재

	종류	특성					
슈퍼 엔지니어링	PPS (Polyphenylene sulfide/폴리페닐 설파이트)	고내열 열가소성 플라스틱으로, 내화학성, 전기 절연성 및 치수 안정성이 우수					
플라스틱	PPA (Polyphthalamide/폴리프탈아미드)	고강도, 치수안정성, 도장성, 성형성이 우수, 두께가 얇은 부품 에 적합					
	PA (Polyamide/폴리아미드)	내충격성, 착색성, 전기적 특성, 내약품성이 우수, 기계, 자동차, 건재 부품 및 스포츠 용품 에 사용					
엔지니어링	PBT (Poly-butylene Terephthalate/폴리부틸렌 테레프탈레이트)	내열성, 내약품성, 전기적 특성, 내마모성이 우수하여 자동차, 전자 부품, 커넥터, 스위치 등 전기 전자 부품 성형 에 많이 사					
플라스틱	POM (Poly Oxy Methylene/폴리 옥시 메틸렌)	기계적 강도, 내마모성이 우수하여, 내구성을 요하는 기계 작동 부위, 기어류 등 에 많이 사용					
	PC (Polycarbonate/폴리카보네이트)	내열성, 내한성, 전기적 성질이 우수하고 투명하며, 자동차 부품, 헬멧, 모터 커버, 커넥터, 휴대폰 케이스 등 으로 사용					
	PP (Polypropylene/폴리프로필렌)	비중이 적고 가장 가벼우며, 인장강도, 내열성, 경첩성이 우수, 안경집, 플라스틱 의자, 절연부품, 시트류, 필름 등 으로 사용					
범용 엔지니어링 플라스틱	PE (Polyethylene/폴리에틸렌)	인성, 내화학성이 우수하나, 기계적 강도, 내열성은 떨어져 파이프, 필터, 가이드 등 으로 사용					
	ABS (Acrylonitrile Butadiene Styrene/아크릴로나이트릴 뷰타다이엔 스타이렌)	내충격성, 내약품성, 성형성, 착색성 등이 우수, 자동차·전기기기·방적기계 부품, 가구, 스포츠·자동차 용품 등 에 사용					
기타	TPC (Thermoplastic Copolyester/열가소성 코폴리에스테르)	투명하고 고강도, 내마모성 등이 우수, 파라아라미드 수지의 주원료 로 사용					

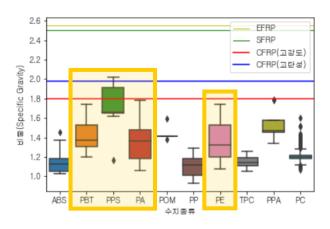
03

분석 결과



1차원 기준 물성과 수집 물성 비교 - 비중, 인장탄성율, 신율

비중

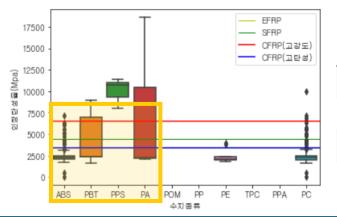


기준 물성표 (테크온)

구분	비중
EFRP	2.55
SFRP	2.5
CFRP(고강도)	1.8
CFRP(고탄성)	1.98

- FRP는 데이터에 비해 수치가 매우 높은 편
- CFRP는 PPS와 겹침

인장탄성율



기준 물성표 (테크온) 구분 인장탄성율(Gpa)

EFRP	72
SFRP	87
CFRP(고강도)	300
CFRP(고탄성)	650

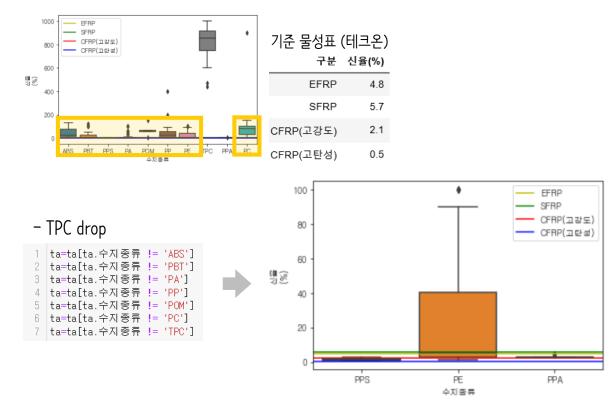
- 기준 선 모두 ABS, PBT, PA, PC와 겹침
- 그 중 PBT, PA와 가장 많이 겹침



분석 결과

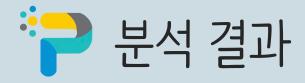
기초 분석 1

신율



- FRP 수치들과 PE 수치가 비슷함
- PPS에 CFRP 수치가 있을 확률이 높음
- PPS가 고강도 CFRP와 더 가까이 분포되어있음

FRP, CFRP 대체 수지종류: PBT, PA, PPS



결측치 처리 방법

• 결측치

특징	3
용도	15
수지 종류	0
비중(Specific Gravity)	13
인장강도	48
파단강도	259
신율₩n(%)	83
굴곡강도	19
굴곡 탄성률	4
인장탄성율(Mpa)	312
dtype: int64	



• 결측치 처리 방법 가정 3

①: 0으로 대체

②: 전체 평균 값으로 대체

③: 수지종류 별 평균 값으로 대체

결측치 처리 방법 ①: 0으로 대체

KNeighborsClassifier

```
1 knn = KNeighborsClassifier(n_neighbors=5)
```

- 2 knn.fit(X_train,y_train)
- 3 knn.score(X_test, y_test)

0.5180722891566265

MLPClassifier

```
1 from sklearn.neural_network import MLPClassifier
```

- 2 |mlp = MLPClassifier(random_state=0)
- 3 mlp.fit(X_train, y_train)
- 4 mlp.score(X_test, y_test)

0.39156626506024095

DecisionTreeClassifier

```
1 from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
```

- 2 | tree = DecisionTreeClassifier(random_state=0)
- 3 |tree.fit(X_train, y_train)
- 4 tree.score(X_test, y_test)

0.4819277108433735

LogisticRegression

```
1 | Ir = LogisticRegression(max_iter=1500)
```

- 2 | Ir.fit(X_train, y_train)
- 3 | Ir.score(X_test, y_test)

C:#Users#user#anaconda3#lib#site-packages#sklearn#linear_model#_logistic.py:762: ConvergenceWarning: lbfgs failed to converge (status=1):

STOP: TOTAL NO. of ITERATIONS REACHED LIMIT.

Increase the number of iterations (max_iter) or scale the data as s hown in:

https://scikit-learn.org/stable/modules/preprocessing.html

Please also refer to the documentation for alternative solver options:

https://scikit-learn.org/stable/modules/linear_model.html#logistic-regression

n_iter_i = _check_optimize_result(

0.5481927710843374

- LogisticRegression 모델 : 약 55% 성능

→ 학습 능력이 떨어짐

결측치 처리 방법 ②: 전체 평균 값으로 대체

KNeighborsClassifier

```
1 from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
```

- 2 knn = KNeighborsClassifier(n_neighbors=1)
- 3 knn.fit(X_train,y_train)
- 4 knn.score(X_test, y_test)

0. 4397590361 445783

MLPClassifier

```
1 from sklearn.neural_network import MLPClassifier
```

- 2 | mlp = MLPClassifier(random_state=0)
- 3 mlp.fit(X_train, y_train)
- 4 |mlp.score(X_test, y_test)

0.39759036144578314

DecisionTreeClassifier

```
1 from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
```

- 2 | tree = DecisionTreeClassifier(random_state=0)
- 3 | tree.fit(X_train, y_train)
- 4 tree.score(X_test, y_test)

0.4879518072289157

LogisticRegression

```
1 from sklearn.linear_model import LogisticRegression
```

- 2 | Ir = LogisticRegression(max_iter=1000)
- 3 | Ir.fit(X_train, y_train)
- 4 | Ir.score(X_test, y_test)

C:#Users#user#anaconda3#lib#site-packages#sklearn#linear_model#_logistic.py:762: ConvergenceWarning: lbfgs failed to converge (status=1):

STOP: TOTAL NO. of ITERATIONS REACHED LIMIT.

Increase the number of iterations (max_iter) or scale the data as s hown in:

https://scikit-learn.org/stable/modules/preprocessing.html Please also refer to the documentation for alternative solver options:

https://scikit-learn.org/stable/modules/linear_model.html#logistic-regression

n_iter_i = _check_optimize_result(

0. 5722891 56626506

- LogisticRegression 모델: 약 57% 성능

→ 학습 능력이 떨어짐

662 rows × 8 columns

결측치 처리 방법 ③: 수지종류 별 평균 값으로 대체

	수지종류	비중(Specific Gravity)	인장강도	파단강도	신율∖n(%)	굴곡강도	굴곡 탄성률	인장탄성율(Mpa)
0	ABS	1.06	45.00	NaN	7.0	75.00	2500.0	NaN
1	ABS	1.20	58.80	NaN	100.0	88.20	2156.0	NaN
2	ABS	1.10	39.20	NaN	NaN	59.78	1666.0	NaN
3	ABS	1.11	54.88	NaN	70.0	84.28	2058.0	NaN
4	ABS	1.13	52.92	NaN	110.0	83.30	2205.0	NaN



	수지종류	비중(Specific Gravity)	인장강도	파단강도	신율\n(%)	굴곡강도	굴곡 탄성률	인장탄성율(Mpa)			
0	ABS	1.06	45.000000	37.838235	7.000000	75.000000	2500.0	1827.397059			
1	ABS	1.20	58.800000	37.838235	100.000000	88.200000	2156.0	1827.397059			
2	ABS	1.10	39.200000	37.838235	33.683333	59.780000	1666.0	1827.397059			
3	ABS	1.11	54.880000	37.838235	70.000000	84.280000	2058.0	1827.397059			
4	ABS	1.13	<u>52.920000</u>	37.838235	<u>110.000000</u>	83.300000	2205.0	1827.397059			
391	TPC	1.18	13.230000	39.200000	800.000000	0.326667	166.6	0.000000			
392	TPC	1.21	<u>16.660000</u>	<u>43.120000</u>	670.000000	0.326667	235.2	0.000000			
393	TPC	1.25	24.500000	44.100000	470.000000	0.326667	460.6	0.000000			
394	TPC	1.14	<u>6.451667</u>	34.300000	<u>1000.000000</u>	0.326667	78.4	0.000000			
395	TPC	1.16	<u>6.451667</u>	34.300000	<u>1000.000000</u>	0.326667	196.0	0.000000			

• 대체 후 결측치 확인

1 df_all.isna().sum()

수지종류 0
비중(Specific Gravity) 0
인장강도 0
파단강도 0
산율\(m(\mathbb{X}) \) 0
굴곡강도 0
굴곡 탄성률 0
인장탄성율(Mpa) 0
dtype: int64

결측치 처리 방법 ③: 수지종류 별 평균 값으로 대체

KNeighborsClassifier

```
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
knn = KNeighborsClassifier(n_neighbors=1)
knn.fit(X_train,y_train)
knn.score(X_train, y_train), knn.score(X_test, y_test)
```

(0.9173387096774194, 0.6325301204819277

MLPClassifier

```
from sklearn.neural_network import MLPClassifier
mlp = MLPClassifier(random_state=0)
mlp.fit(X_train, y_train)
mlp.score(X_train, y_train), mlp.score(X_test, y_test)
```

(0.6068548387096774, 0.5662650602409639

DecisionTreeClassifier

```
from sklearn.tree import DecisionTreeClassifier
tree = DecisionTreeClassifier(random_state=0)
tree.fit(X_train, y_train)
tree.score(X_train, y_train), tree.score(X_test, y_test)
```

(0.9200863930885529, 0.7236180904522613)

LogisticRegression

```
from sklearn.linear_model import LogisticRegression
lr = LogisticRegression(max_iter=1000)
lr.fit(X_train, y_train)
lr.score(X_train, y_train), lr.score(X_test, y_test)

C:#Users#user#anaconda3#lib#site-packages#sklearn#linear_model#_logistic.py:762: ConvergenceWarning: lbfgs failed to converge (status=1):
STOP: TOTAL NO. of ITERATIONS REACHED LIMIT.

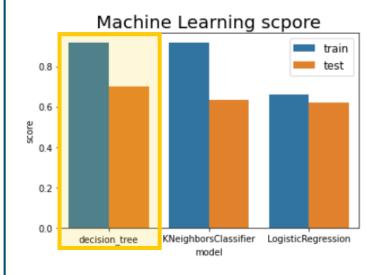
Increase the number of iterations (max_iter) or scale the data as shown in:
    https://scikit-learn.org/stable/modules/preprocessing.html
Please also refer to the documentation for alternative solver options:
    https://scikit-learn.org/stable/modules/linear_model.html#logistic-regression
    n_iter_i = _check_optimize_result(
```

- DecisionTreeClassifier 모델 : 약 70% 성능

(0.6592741935483871, 0.6204819277108434

→ 전체적으로 정확도 상승

모델 별 정확도 시각화



	train/test	model	score		
0	train	decision_tree	0.920086		
1	test	decision_tree	0.723618		
2	train	KNeighborsClassifier	0.915767		
3	test	KNeighborsClassifier	0.643216		
4	train	LogisticRegression	0.660907		
5	test	LogisticRegression	0.633166		

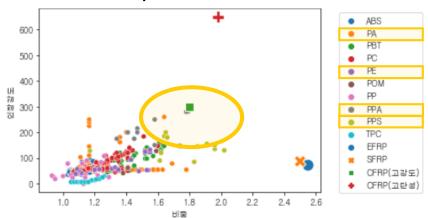
- 가장 정확도가 높은 모델: DecisionTreeClasifier (약 70% 성능)

결측치 대체 방법: 수지종류 별 평균

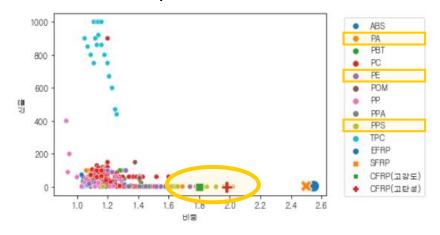
가장 적합한 모델: DecisionTreeClassifier

결측치 처리 후 2차원 기준 물성과 수집 물성 비교 - 비중, 인장탄성율, 인장강도, 신율

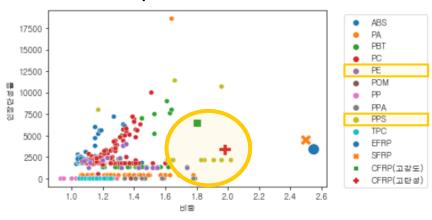
• x: 비중 / y: 인장강도



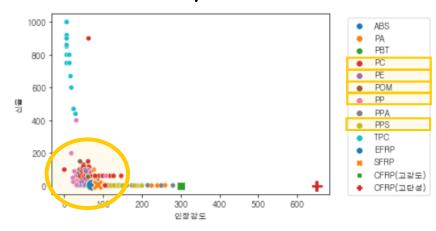
• x: 비중 / y: 신율



• x: 비중 / y: 인장탄성율



• x: 인장강도 / y: 신율

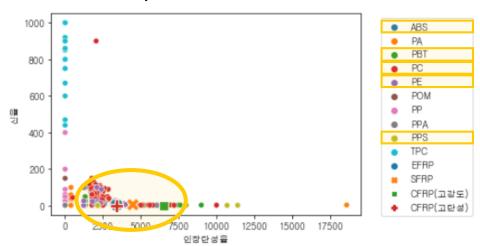




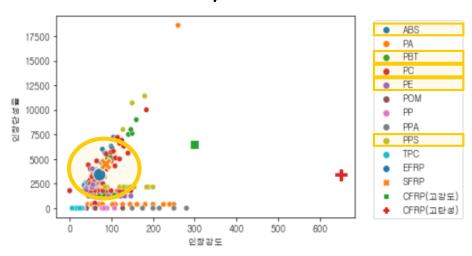
분석 결과

기초 분석 2

• x: 비중 / y: 신율



• x: 인장강도 / y: 신율



대체 수지종류 : PE, PPS



결론

기초 분석 및 머신 러닝 결과 종합

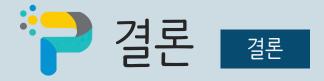
- 기초 분석 결과
 - 기준물성표 주변에 PE, PPS가 많이 분포

• 머신 러닝 결과

```
1 efrp_predict = tree.predict(pre)
2 efrp_predict
array(['PE', 'PE', 'PPS'], dtype=object)
```

FRP 대체 수지종류: PE

CFRP 대체 수지종류: PPS



테크온의 기존 소재를 대체 할 전기차 복합 소재 도출

	제품군	특 징	용도	수지종 류	비중(Sp Gra	ecific avity)	인장강 도	파단 [.]	강 선 도	년율∖n (%)	굴곡강 도	굴곡 턴	탄성 률	인장탄성율 (Mpa)
373	AE- 2230	일 반	자동 차	PE		1.35	55.0	61	.0	7.0	90.0	390	0.0	4000.0
	제품군			특징	용도	수지 종류	비중(Spec Grav		인장강 도	파단 강도	신율 \n(%)	굴곡강 도	굴곡 탄 성률	인장탄성 율(Mpa)
270	LUSEP GP4600			보강, 표면 기수안전성	자동차 부품, 전기전자 부 품 등	PPS	1	.91	155.0	NaN	1.1	228.0	17700.0	NaN



• LUSEP GP4600(LGChem)



의의

- 자동차 산업의 규제에 부합하는 환경적인 신소재를 선정하는 모델을 구축, 구체적인 특성을 가진 소재를 도출해낼 수 있음
- 빅데이터 사례가 적은 화학 분야에 적용하여 데이터 수집부터 분석까지 직접 해 봄
 - → 새로운 분야의 빅데이터 기술 적용 방법 습득

한계

- 분석 분야 이해 및 데이터 수집 시간 부족
 - → 다각도의 데이터 활용 및 분석을 통한 복합적 결과 도출의 한계
 - → 분석 결과의 정확도가 떨어짐



- [1] 엄명도. 자동차의 CO2 배출 규제 및 저감기술. 국립환경과학원 교통환경연구소. https://www.konetic.or.kr/main/REPORT/REPORT_VIEW.asp?PARENT_NUM=1073&MENU1=4359
- [2] 박태준. (2020.02). [이슈분석]친환경 규제 강화에 전기차 485종...본격 경쟁 판 깔렸다. 전자신문. https://m.etnews.com/20200218000203
- [3] Document 32019R0631. EUR-Lex Access to European Union Law. https://eur-lex.europa.eu/legal-content/EN/TXT/?uri=CELEX%3A32019R0631
- [4] 조계완. (2020.07). 코로나에 한국 자동차생산 세계7위 → 4위로 뛰어올라. 한겨례. https://www.hani.co.kr/arti/economy/marketing/953588.html
- [5] 딜로이트 안진회계법인·딜로이트 컨설팅 고객산업본부, (2020), 전기차 시장 전망 2030년을 대비하기 위한 전략, Deloitte. Insight.
- https://www2.deloitte.com/kr/ko/pages/consumer/articles/2020/electric_vehicles-2020.html
- [6] 고우백. (2021.07). 자동차도 다이어트 시대! 차량 경량화 중요성 커진다. kotra.
- https://news.kotra.or.kr/user/globalBbs/kotranews/782/globalBbsDataView.do?setIdx=243&dataIdx=189300
- [7] 오토저널. (2020.11). [오토저널]자동차용 부품소재 기술 동향. Global Auto News. http://global-autonews.com/bbs/board.php?bo_table=bd_035&wr_id=512
- [8] 전선경, 하진욱. (2018.08). 연비향상을 위한 자동차 경량화 동향. Auto Journal 2018.08(Special)
- [9] EU 환경규제 강화에 따른 전기차 확대 전망. 기후변화 해외이슈. http://www.energy.or.kr/web/kem_home_new/energy_issue/mail_vol134/pdf/issue_237_02_all.pdf



Q & A



감사합니다