

칼럼 - 회귀분석을 이용한 팀메이트 간 실력 비교 지표 제시

[DRFT 그래프.zip](#)

[xPS 그래프.zip](#)

1. 서론

1-1) 주제 선정의 동기

F1은 전 세계적으로 높은 인기를 누리는 모터 스포츠이지만 여타 스포츠와 비교하면 시청자에게는 다소 불친절한 종목이라는 인상을 준다. 야구나 축구처럼 경기 흐름과 선수들의 기여도가 비교적 직관적으로 드러나는 스포츠와 달리, F1은 결과에 영향을 주는 변수가 매우 다양하고 그중 상당수가 일반 시청자에게 공개되지 않는다. 팀의 전략 결정 과정(전략은 사후 확인 가능), 실제 타이어의 마모율이나 열화 수준, 연료 운용 및 파워유닛의 세팅과 같은 핵심 정보는 규정상 공개가 되지 않아 시청자가 실제로 접근할 수 있는 정보는 매우 제한적이다.

이런 이유로 시청자는 드라이버의 평소 주행 성향과 최종 성적만으로 경기력을 파악하게 된다. F1에서는 FastF1이라는 파이썬 패키지를 제공하고 있지만 야구처럼 선수 개인의 능력을 설명할 수 있는 세분화된 공개 지표가 풍부한 종목과 비교하면 여전히 정보는 부족하다. 결과적으로 경기 성적이 드라이버의 능력 탓인지, 팀과 환경 등 외부 요인들 탓인지 명확한 결론을 내리기 어렵다.

이러한 문제의식이 본 프로젝트의 출발점이 되었다. 특히 이번 시즌 레드불의 드라이버 츠노다 유키의 성적을 둘러싼 평가가 과도하게 결과 중심적으로 이루어지고 있다는 점에서, 드라이버의 경기력을 보다 다각도로 해석할 수 있는 기준이 필요하다고 판단하였다. 그리하여 초기에는 츠노다 유키의 '억울함'을 데이터로 설명해보고자 하였으나 분석을 진행한 결과 그의 경기력은 상대적으로 많이 낮게 나타났다. 이 과정에서 초기의 방향성을 수정해 시청자가 경기 중에도 드라이버의 주행 능력을 직관적으로 비교할 수 있는 지표가 필요하다는 판단에 도달했다. 결국 본 프로젝트는 팀메이트 간 상대 비교를 통해 머신 성능이라는 주요 변수를 통제하고, 경기 중 관측되는 랩타임 정보를 바탕으로 드라이버의 상대적 주행 능력을 직관적으로 보여주는 지표를 제시한다.

1-2) 연구 목표

본 프로젝트의 목표는 시청자가 경기 중에도 드라이버의 주행 능력을 직관적으로 비교•평가 할 수 있는 경기력 지표를 제시하는 것이다. 이를 통해 드라이버의 방출이나 교체와 같은 팀 내 의사결정에 대해 직관적으로 이해할 수 있는 기준까지도 제공하고자 한다.

2. 데이터 수집

2-1) 데이터 수집 범위 및 정제 기준

본 프로젝트에서는 드라이버의 퀄리파잉 능력과 레이스 능력을 분리하여 평가하기 위해 두 세션의 데이터를 독립적으로 수집하였다. 분석 대상 기간은 FastF1 패키지에 존재하는 2018년부터 2025년 시즌까지로 한정하였으며, 랩타임 정보가 존재하는 경우에 한하여 데이터를 사용하였다. 드라이버 간의 머신 성능 차이를 정량적으로 분석할 방법이 존재하지 않기에 모든 비교는 동일 팀 소속 드라이버 간 상대 비교를 진행하였다. F1에서 머신 성능이 경기 결과에 미치는 영향을 최대한 통제할 수 있는 현실적 대안이라는 점에서 본 프로젝트 분석 과정의 기본 전제가 된다.

레이스 페이스 분석의 신뢰도를 확보하기 위해 다음과 같은 전처리 기준을 적용한다.

1. 세이프티카 구간 랩 제외 (SC 및 VSC)
2. 피트 인/아웃 랩 제외
3. DNF 발생 레이스 제외

2-2) 퀄리파잉 능력 관련 데이터

퀄리파잉 능력에는 퀄리파잉 페이스로 대변되는 드라이버의 순수 주행 실력과 세션 진행 과정에서의 성과(세션 진출 능력)을 종합적으로 반영하기 위해서 두 가지 측면에서 데이터를 수집하였다.

a. 퀄리파잉 주행 속도 데이터 (sLap)

2018~2025시즌을 대상으로 각 그랑프리별 드라이버의 퀄리파잉 최고 랩타임을 수집하고, 이를 팀메이트의 최고 랩타임과 비교하여 백분율 격차를 계산하였다.

$$Gap\% = (\text{내 최고 기록} - \text{팀원 최고 기록}) \div \text{내 최고 기록} \times 100$$

각 그랑프리에서 산출된 Gap%는 드라이버별, 시즌별로 평균화하여 변동성을 완화하였으며 이후 min-max 정규화를 통해 지표간 비교가 가능하도록 전처리를 진행했다.

	Metrics List	Slap Matrix	Clutch Matrix					
Driver	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025
AIT			44.23					
ALB		38.46	22.72		84.33	88.7	77.46	36.65
ALO	56.15			58.47	62.99	74.45	57.63	77.48
ANT								29.35
BEA							46.57	53.74
BOR								41.99
BOT	54.24	45.09	41.88	38.11	52.57	71.99	70.75	
COL							28.34	34.83
DEV					54.64	36.81		
DOO							6.02	31.35
ERI	18.43							
FIT			23.33					

b. 퀘리파잉 세션 진출 데이터 (sClutch)

퀘리파잉 세션에서의 성과를 반영하기 위해 Q1, Q2, Q3 진출 여부 데이터를 수집하여 세션 진출에 비선형적으로 가중치를 부여하여 점수화했다.

(Q1 탈락: 0점, Q2 진출: 1.0 점, Q3 진출: 2.5점)

각 그랑프리에서 드라이버와 팀메이트 간 세션 점수 차이를 계산하고, 이를 시즌 단위 평균값으로 집계하였다. 이후 min-max 정규화를 적용하여 분석에 활용하였다.

	Metrics List	Slap Matrix	Clutch Matrix
--	--------------	-------------	---------------

Driver	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025
AIT			50					
ALB		44.5	41.26		61	75.5	80.85	38.31
ALO	68.86			53.75	65.75	86	73.38	90.56
ANT								31.44
BEA							33.5	64.44
BOR								59.62
BOT	49.21	50	50	50	63.5	65	62.38	
COL							26.17	21.58
DEV					83	36.8		
DOO							-32.5	
ERI	28.79							19.75

2-3) 레이스 능력 관련 데이터

레이스 능력은 순수 주행 페이스와 출발 그리드 대비 결과라는 두 측면으로 구분하여 데이터를 수집하였다.

a. 레이스 주행 페이스 데이터 (sSpace)

레이스 중 드라이버의 순수 주행 실력을 평가하기 위해 팀메이트 대비 평균 랩타임 격차를 계산하였다.

$$Gap\% = (\text{내 평균 랩타임} - \text{팀원 평균 랩타임}) \div \text{내 평균 랩타임} \times 100$$

이 때 전술한 데이터 정제 기준(sc, vsc 제외, 피트인/아웃 랩 제외, dnf 제외)을 적용하였다. 각 그랑프리별 Gap%는 시즌 단위 평균값으로 집계하였으며, min-max 정규화를 적용하였다.

2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025
------	------	------	------	------	------	------	------

Season	Round	EventName	Circuit	Team	Driver	Teammate	meanLapTime	teammateMeanLap	LapsUsed	teammateLaps	ToTeammateLapPercentage
2018	1	Australian Grand Prix	Ferrari	RAI	VET	87.897511	87.894914	45	47	0.0025962	0.0029536
2018	1	Australian Grand Prix	Ferrari	VET	RAI	87.894914	87.897511	47	45	-0.0025962	-0.0029537
2018	1	Australian Grand Prix	Force India	OCC	PER	89.874066	89.530956	45	46	0.3431101	0.3817676
2018	1	Australian Grand Prix	Force India	PER	OCC	89.530956	89.874066	46	45	-0.3431101	-0.3832307
2018	1	Australian Grand Prix	Haas F1 Team	GRO	MAG	90.128263	90.256352	19	17	-0.1280897	-0.1421194
2018	1	Australian Grand Prix	Haas F1 Team	MAG	GRO	90.256352	90.128263	17	19	0.1280897	0.1421177
2018	1	Australian Grand Prix	McLaren	ALO	VAN	89.019833	89.294042	48	47	-0.2742092	-0.3080316
2018	1	Australian Grand Prix	McLaren	VAN	ALO	89.294042	89.019833	47	48	0.2742092	0.3070856
2018	1	Australian Grand Prix	Mercedes	BOT	HAM	89.266914	87.817533	47	45	1.4493815	1.6236492
2018	1	Australian Grand Prix	Mercedes	HAM	BOT	87.817533	89.266914	45	47	-1.4493815	-1.6504466
2018	1	Australian Grand Prix	Red Bull Racing	VER	RIC	88.466166	88.975911	48	45	-0.5097444	-0.5762027
2018	1	Australian Grand Prix	Red Bull Racing	RIC	VER	88.975911	88.466166	45	48	0.5097444	0.5729016
2018	1	Australian Grand Prix	Renault	HUL	SAI	89.073478	89.356511	46	45	-0.2830328	-0.3177521
2018	1	Australian Grand Prix	Renault	SAI	HUL	89.356511	89.073478	45	46	0.2830328	0.3167456
2018	1	Australian Grand Prix	Sauber	ERI	LEC	92.289	90.349555	1	45	1.9394444	2.1014903
2018	1	Australian Grand Prix	Sauber	LEC	ERI	90.349555	92.289	45	1	-1.9394444	-2.1466005

b. 기대 순위 대비 실제(최종) 그리드 데이터 (sCraft)

드라이버의 레이스 운영 능력을 평가하기 위해 출발 그리드 기반 기대 순위와 피니시 순위 간의 차이를 계산하였다. 기대 순위는 분석 대상이 2018~2025년이므로, 전체 데이터를 활용하여 다음과 같이 산출하였다.

1. 서킷별, 출발 그리드별 평균 피니시 순위를 계산
 2. 모든 연도의 데이터를 종합해 해당 그랑프리의 출발 그리드에 대응되는 평균값을 산출
 3. 2에서 산출한 평균값을 그 서킷에서의 '기대 순위'로 정의
- Delta = (기대순위) - (실제 피니시 순위)
- 극단적인 손실 효과가 지표에 과도하게 반영되는 것을 막기 위해 델타 값에 대해서 0 또는 전체의 최소값을 하한선으로 설정하는 후처리를 적용하였다. 이후 min-max 정규화를 적용하여 분석에 활용하였다.

Year	Race	Driver	GridPos	ExpectedFinish	ActualFinish	Delta
2018	Australian Grand Prix	VET	3	3	1	2
2018	Australian Grand Prix	HAM	1	1.3	2	-0.7
2018	Australian Grand Prix	RAI	2	2	3	-1
2018	Australian Grand Prix	RIC	8	7.7	4	3.7
2018	Australian Grand Prix	ALO	10	9.2	5	4.2
2018	Australian Grand Prix	VER	4	3.8	6	-2.2

2-3) 전처리 및 정규화 방식

지표 간의 비교 가능성을 확보하고 해석의 직관성을 높이기 위해서 모든 점수 산출 이후에 Min-max 정규화를 적용하였다. 정규화는 개별 지표 계산 단계에서 마지막에 한 번에 수행하였으며, 이를 통해 각 지표는 0~100 범위의 동일한 스케일로 변환되었다. 대상 시즌 시트 변동이나 대타로 활동한 드라이버의 경우 데이터에 결측치가 생겼는데 그 수가 상대적으로 매우 적게 발생하여 분석 시 이 값은 삭제하였다.

3. 데이터 분석

3-1) 지표 설계 및 가중치 추정

퀄리파잉 능력과 레이스 능력이 시즌의 전체 성적에 기여하는 상대적 중요도를 반영하기 위해, 회귀분석을 활용하여 가중치를 추정하였다. 퀄리파잉 변수 (sLap, sClutch)와 레이스 변수 (sPace, sCraft)의 회귀계수 분석을 각각 진행하였다. 반응변수로는 드라이버의 시즌 성과를 대표할 수 있는 팀 내 포인트 점유율을 사용하였으며, 예측변수로는 각 영역별 스탯 즉, 앞서 정의한 퀄리파잉 및 레이스 관련 변수들을 활용하였다.

회귀분석은 상수항이 없는 모델로 진행하였는데, 이는 드라이버의 능력이 0이면 포인트 점유율 역시 0이어야 한다는 기본 가정을 반영했기 때문이다. 회귀분석을 통해 도출된 계수는 각 변수가 성적에 기여하는 상대적 중요도를 나타내는 값으로 해석하였고 산출된 계수의 비율을 활용하여 가중치의 합이 1이 되도록 조정하였다. 또한 극단적인 영향을 미치는 관측치는 소수에 불과하였으며 분석 안정성을 위해 이 값은 삭제하고 회귀분석을 수행하였다. 팀포인트 자

체가 0점이었던 2021년 하스의 경우 두 드라이버의 포인트 점유율을 계산할 수 없어 역시 삭제하고 회귀분석을 수행하였다.

- 회귀 계수를 그대로 사용하지 않고 두 계수의 합이 1이 되도록 조정한 이유는 스텝 해석의 직관성을 확보하기 위해서였다. 후술할 모든 회귀분석의 결과에서 두 예측변수의 회귀 계수 합이 모두 1 미만이었는데, 이는 곧 두 예측변수가 모두 만점(100점)이어도 반응변수가 100점이 되지 않음을 의미한다. 즉 최대값이 100이 될 수 있도록 맞추어 해석에 용이 할 수 있도록 조정 단계를 거쳤다.

3-2) 웰리파잉 종합 변수 rQR (relative Qualifying Rating)

웰리파잉 능력을 하나의 변수로 종합하기 위해서 sLap과 sClutch를 설명변수로 하는 회귀분석을 수행하였다. 도출된 계수를 비율 형태로 변환하여 웰리파잉 종합 변수인 rQR을 다음과 같이 정의하였다

$$rQR = 0.32 \times sLap + 0.68 \times sClutch$$

이것은 웰리파잉에서 단순 주행 페이스보다 상위 세션에 진출하는 능력이 시즌 성적과 더 강한 연관성을 가지는 경향을 보였음을 의미한다.

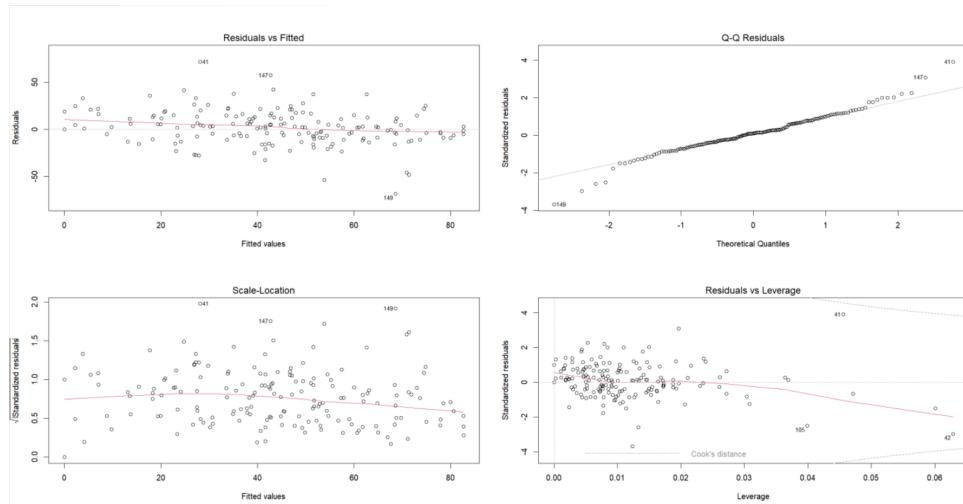
```
Call:
lm(formula = point_share ~ lap_score + clutch_score - 1, data = total_data_Q_without_outliers)

Residuals:
    Min      1Q      Median      3Q      Max 
-68.620  -8.112   2.160  13.079  71.844 

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
lap_score    0.26386   0.08586   3.073  0.00247 **  
clutch_score  0.56312   0.08003   7.036 4.64e-11 *** 
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1 

Residual standard error: 18.75 on 170 degrees of freedom
(결측으로 인하여 2개의 관측치가 삭제되었습니다.)
Multiple R-squared:  0.869,    Adjusted R-squared:  0.8674 
F-statistic: 563.8 on 2 and 170 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

rQR 회귀분석 결과



rQR 회귀 진단 플롯

- 회귀계수의 p값은 모두 0.05보다 작아 유의한 계수가 도출되었고, F통계량의 p값도 0.05보다 작아 유의했다. 진단 플롯에서 이상치로 보이는 점이 몇 개 발견되었지만 모두 팀포인트가 매우 적은 시즌의 데이터(19년 KUB, 24년 자우버 듀오)로 제거할 수 없다고 판단하여 그대로 두었다.

3-3) 레이스 종합 변수 rRR (relative Racing Rating)

레이스 능력도 마찬가지로 두 변수 sPace와 sCraft를 종합하여 회귀분석을 수행하였고, 레이스 종합 변수 rRR을 산출하였다.

$$rRR = 0.73 \times sPace + 0.27 \times sCraft$$

이는 레이스 성과에서 순수 주행 페이스가 차지하는 비중이 상대적으로 크지만, 출발 그리드 대비 피니시 그리드 역시 일정 부분 설명력을 갖추고 있다는 것을 보여준다.

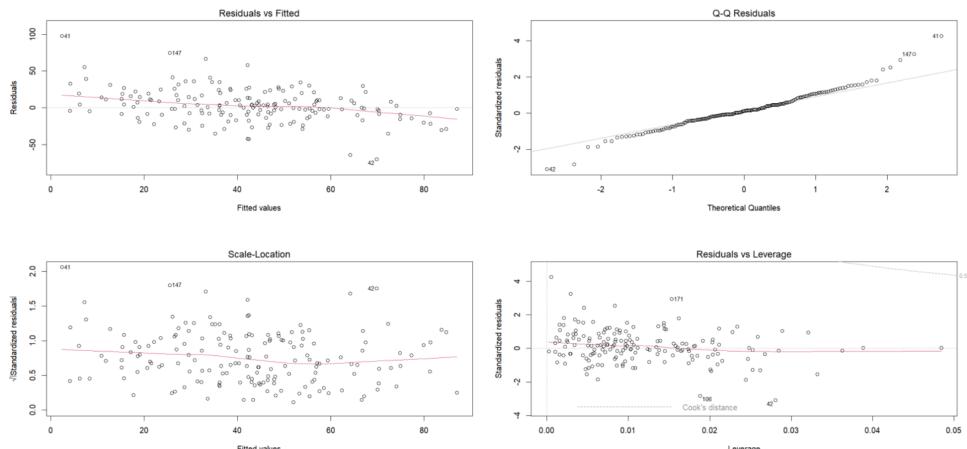
```
Call:
lm(formula = point_share ~ pace_score + craft_score - 1, data = total_data_R_without_outliers)

Residuals:
    Min      1Q   Median      3Q     Max 
-69.847 -8.599  2.718 15.010 97.561 

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
pace_score  0.64042   0.05475 11.696 < 2e-16 ***
craft_score 0.23956   0.05158  4.645 6.79e-06 ***  
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 22.93 on 170 degrees of freedom
(결측으로 인하여 2개의 관측치가 삭제되었습니다.)
Multiple R-squared:  0.8041,    Adjusted R-squared:  0.8018 
F-statistic: 348.9 on 2 and 170 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

rRR 회귀분석 결과



rRR 회귀 진단 플롯

- 회귀계수의 p값은 모두 0.05보다 작아 유의한 계수가 도출되었고, F통계량의 p값도 0.05보다 작아 유의했다. 진단 플롯에서 발견된 이상치(22년 HUL, 25년 GAS) 역시 제거할 수 없다고 판단하여 그대로 두었다.

3-4) 최종 종합 지표 xPS (expected Point Share)

퀄리파잉과 레이스 성능을 종합하기 위해, rQR과 rRR을 설명변수로 하는 회귀분석을 추가로 수행하였다. 이 과정을 통해 두 영역이 시즌 성적에 기여하는 상대적 비중을 추정하였으며, 도출된 계수를 바탕으로 최종 종합 지표 xPS를 다음과 같이 정의하였다.

$$xPS = 0.69 \times rQR + 0.31 \times rRR$$

이는 시즌 성적 측면에서 퀄리파잉 능력의 중요도가 상대적으로 높게 나타났음을 의미한다.

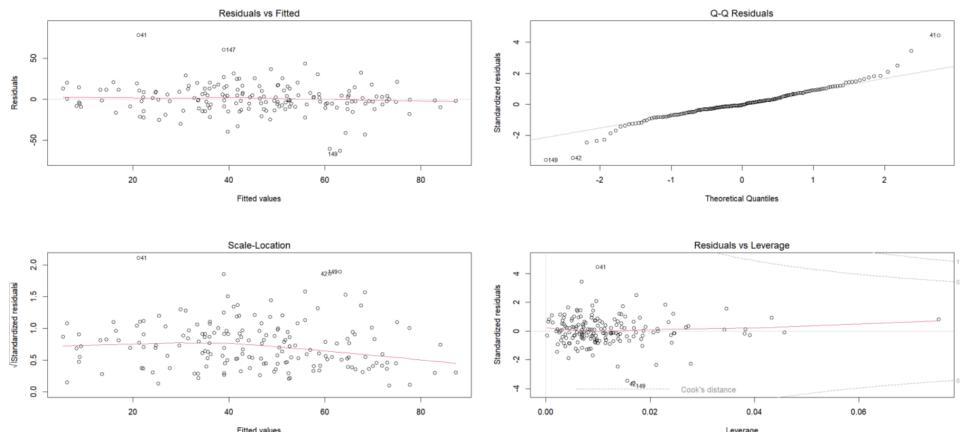
```
Call:
lm(formula = point_share ~ QualiRating + RacingRating - 1, data = newdata)

Residuals:
    Min      1Q  Median      3Q     Max 
-63.155 -8.369 -0.540 10.700 78.803 

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)    
QualiRating  0.60127   0.05659 10.62 < 2e-16 ***
RacingRating 0.27413   0.06259  4.38 2.07e-05 ***  
---
Signif. codes:  0 ‘***’ 0.001 ‘**’ 0.01 ‘*’ 0.05 ‘.’ 0.1 ‘ ’ 1

Residual standard error: 17.77 on 170 degrees of freedom
(결측으로 인하여 2개의 관측치가 삭제되었습니다.)
Multiple R-squared:  0.8823,    Adjusted R-squared:  0.8809 
F-statistic:  637 on 2 and 170 DF,  p-value: < 2.2e-16
```

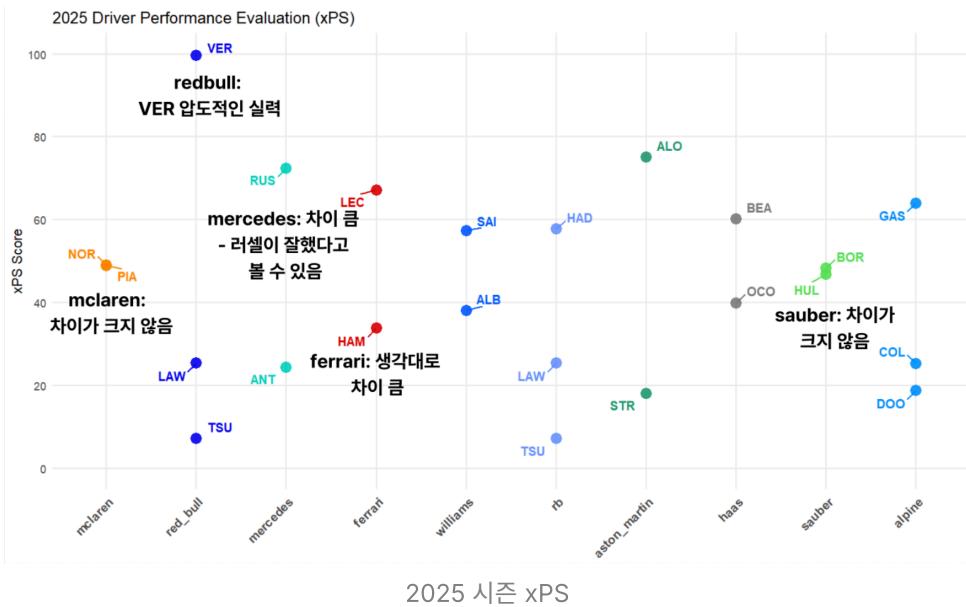
xPS 회귀분석 결과



xPS 회귀 진단 플롯

- 회귀계수의 p값은 모두 0.05보다 작아 유의한 계수가 도출되었고, F통계량의 p값도 0.05보다 작아 유의했다. 진단 플롯에서 발견된 이상치는 rQR 회귀분석과 동일하여 제거 하진 않았다.
- 덧붙이자면, 모든 회귀 모델에서 다중공선성을 보이는 변수들은 없었으며 RMSE는 대략 20 정도로 큰 값을 보였다. 이는 이상적인 수치는 아니지만 모델의 설명력과 유의성이 좋아 포인트 점유율에 미치는 영향력을 알아본다는 측면에서 볼 때 계수 비율 도출에는 문제가 없다고 판단하였다.

2025년의 xPS는 다음과 같다. (2018~2024년 기록은 상단 첨부파일에서 확인할 수 있다.)



3-5) 팀메이트 능력 보정 지표 설계 DRFT (Driver Rating From Teammate)

xPS는 동일 팀 내 팀메이트와의 상대 비교를 기반으로 산출된 지표이기 때문에, 팀메이트의 실력 수준이 월등히 높은 경우 해당 드라이버의 평가가 과도하게 낮아질 수 있다는 한계를 가진다. 이러한 문제를 보정하기 위해, 팀메이트의 평균적인 성적을 반영한 보정 지표 DRFT를 추가로 설계하였다.

$$DRFT = xPS + \alpha \times (Teammate's\ Career\ Avg - 50)$$

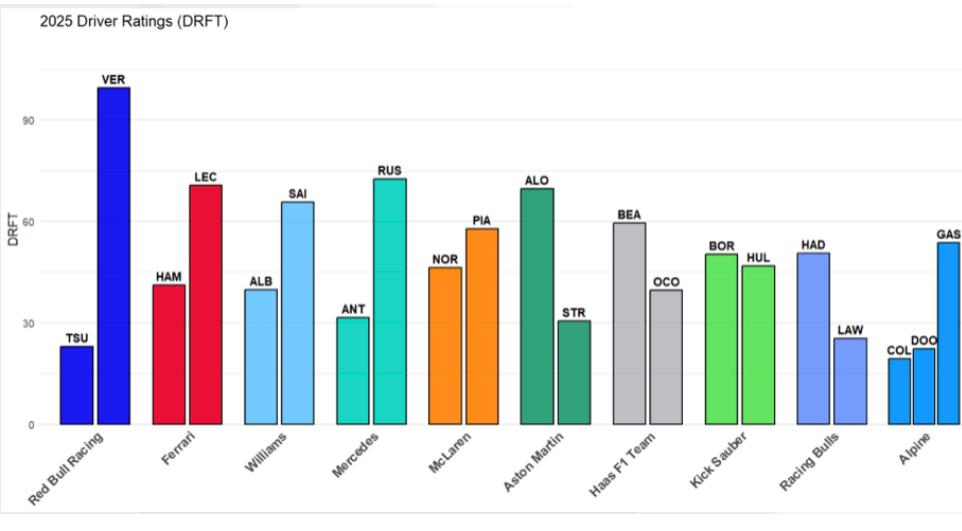
여기서 Teammate's Career Avg는 팀메이트의 장기적인 성과의 평균을 의미하며 단순히 평균값을 구한 것이 아니라 시계열 분석 기법(단순 지수 평활법, 평활계수 0.35)을 활용하여 최근 기록에 더 큰 가중치를 부여하였고, 루키 드라이버의 경우 커리어 성과를 따로 평가할 수 없었기에 모두 50점으로 처리하였다. 또한 보정 계수 α 는 0.5로 정하였다.

수집한 데이터가 2018년부터였기 때문에 충분한 기록이 모인 2024년과 2025년만 DRFT를 도출하였다.

DRFT는 팀메이트의 실력 수준 차이를 보정한 '절대평가' 성격의 지표로, xPS의 한계를 보완한다. 2025년의 DRFT는 다음과 같다. (2024년 기록은 상단 첨부파일에서 확인할 수 있다.)

F1_ses_Adjusted_Alpha_0.5 (1)

Year	code	Team_ID	xPS	Adjusted_xPS	Teammate_Info
2025	VER	Red Bull Racing	99.64762300000000	99.4733844375	TSU,TSU(Avg:49.7)
2025	RUS	Mercedes	72.44543100000000	72.44543100000000	ANT(Avg:50.0)
2025	LEC	Ferrari	67.186938	70.6073025854375	HAM(Avg:56.8)
2025	ALO	Aston Martin	75.079699	69.548978190612	STR(Avg:38.9)
2025	SAI	Williams	57.333409	65.68846978375	ALB(Avg:66.7)
2025	BEA	Haas F1 Team	60.256088	59.482083061995000	OCO(Avg:48.5)
2025	PIA	McLaren	48.905569	57.68626111696000	NOR(Avg:67.6)
2025	GAS	Alpine	63.944299	53.67363500000000	COL,DOO(Avg:29.5)
2025	HAD	Racing Bulls	57.75661400000000	50.62308360000000	LAW,LAW(Avg:35.7)
2025	BOR	Kick Sauber	48.228911	50.17610254651500	HUL(Avg:53.9)
2025	HUL	Kick Sauber	46.761867	46.761867	BOR(Avg:50.0)
2025	NOR	McLaren	48.989321	46.1906882	PIA(Avg:44.4)
2025	HAM	Ferrari	33.839162	41.120545816067	LEC(Avg:64.6)



2025시즌 DRFT

- **VER:** 보정을 진행했음에도 압도적인 점수 유지.
- **TSU:** 보정 후 지표 약 3배 상승. (7 → 22)
- **PIA > NOR:** 단순 xPS 기준에서는 두 선수의 점수가 거의 같았으나 NOR의 경력에 의한 보정 반영 시 PIA의 실제 경쟁력이 더 선명하게 드러남.
- **SAI > ALB:** 알본이 윌리엄스에 더 오래 있었지만, DRFT 상으로는 사인츠가 더 높은 점수를 얻었다. 사인츠의 적응력을 엿볼 수 있는 부분.
- **BEA > OCO, HAD > LAW, BOR > HUL:** 베어만, 하자르 또한 같은 팀의 베테랑보다 높은 점수를 받으며 이들의 실력을 증명함.

4. 결론

본 프로젝트는 F1드라이버의 경기력을 결과 중심으로만 해석하던 기준 관점에서 벗어나, 시즌 중

에도 팀메이트와의 비교를 통해 드라이버의 주행 능력을 직관적으로 해석할 수 있는 지표를 제시하고자 하였다. 이를 위해 월리파잉과 레이스 능력을 분리하여 변수로 정의하고, 회귀분석을 통해 각 요소의 상대적 중요도를 추정한 후 종합 지표 xPS를 구성하였다. 나아가 팀메이트의 절대적인 실력 차이를 보정하기 위해 DRFT 지표를 추가로 설계하여 상대 비교 지표의 한계를 보완하고자 하였다.

4-1) 의의

가장 큰 의의는 시즌 진행 중에도 드라이버를 팀메이트와 비교할 수 있는 직관적인 평가 기준을 제시했다는 점이다. 이는 단순히 최종 성적이나 포인트 합계에 의존하던 기준 평가 방식과 달리, 경기 중 관측 가능한 데이터를 활용하여 드라이버의 상대적 주행 능력을 해석할 실마리를 제시했다는 점에서 의미를 지닌다. 또한 향후 F1 프로젝트에 적용 가능한 방법론적 관점과 지표 구성 방식을 제시했다는 점에서 의의를 가진다. 팀메이트 비교를 전제로 한 변수 정의, 그리고 상대 평가 지표를 절대 평가에 가깝게 보정하려는 시도는 이후 보다 확장된 분석에 활용될 수 있을 것이다.

4-2) 한계점

본 프로젝트는 절대적 평가 기준을 수립하는 것을 세부 목표로 설정하였으나 동일 팀 내에서도 드라이버별 차량 세팅 차이가 존재한다는 점을 완전히 상쇄하지는 못했다. 최대한 절대 평가에 가까운 지표를 설계하고자 하였으나, 이러한 세부적인 차량 운용의 영향은 완전히 제거하지 못했다는 한계가 있다. 또한 초기에는 전체 드라이버를 공통 기준으로 비교하는 평가 체계를 목표로 하였으나 분석 과정에서 머신 성능 차이를 통제하기 위해 팀메이트 간 비교로 범위를 축소하여 분석을 진행하였다. 이로 인해 분석의 신뢰도는 높아졌으나 평가 범위가 제한되어 팀 간의 성능 격차를 직접적으로 비교하거나 전체 드라이버를 단일 척도로 평가하는 데에는 한계가 생기는 결과를 낳았다. 지표를 구성하는 과정에서 그랑프리별 세부 경기 상황을 반영하지 않고, 포인트 득점력을 중심으로 평가를 진행했다는 점에서 결과 중심적 해석의 한계가 어느정도 남아있다. 포인트는 상위 10등까지만 주어지며 이마저도 비선형적인 차이를 보이기에 분명한 제약이 존재하므로 드라이버의 평균 순위 등 다른 지표까지 반영한 분석이 이루어진다면 더 신뢰도 높은 결과를 얻을 수 있을 것이다.