HEARTCOUNT 월간 웨비나 시리즈

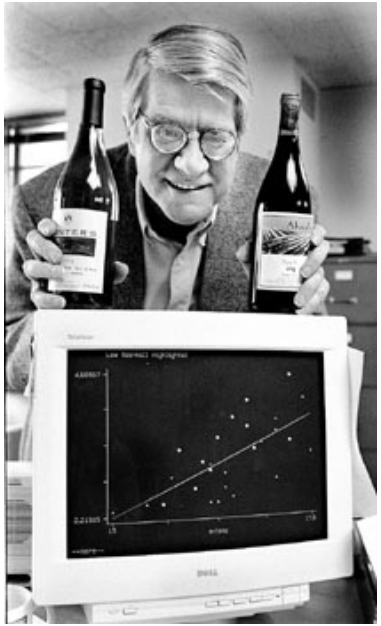
1. 하트카운트 시작하기 - 데이터셋 연동
2. 시계열 데이터 분석
3. 여러 차원을 한 화면에 시각화하기
4. 상관관계와 분포 - 개별 레코드 수준에서의 시각화 기법들
5. 드릴다운과 트리맵 - 전체를 구성하는 개별 요소들 확인하기
6. 분석하기 좋은 데이터셋을 구성하는 요소들
7. 특정 행동을 보인 집단의 특성을 이해하기
8. **회귀 분석을 통해 지표 차이의 요인 이해하기**
9. 상관관계로 인과성에 대해 이야기하는 법
10. LLM(거대언어모델)과 데이터 분석의 자동화
11. 데이터 보고서 잘 쓰는 법 (feat. 데이터 스토리텔링)
12. 월은 웨비나 쉽니다. 😊

양 승 준 / sidney.yang@idk2.co.kr

- 왜 고릿적 회귀분석인가?
- 모형에 대한 직관(Intuition) 키우기
- 적용, 해석할 때 고려할 점
- 간단한 시연

아주 단순하고 투명한 모형

단순하고 투명해서(White Box)
모형에 담긴 질서를 이해하고 언어로 옮기기 쉬움



선형회귀 알고리즘
$Y = a + b X_1 + c X_2 + d X_3$

Ashenfelter's Wine Formula
Price = 12 + (0.1 x 겨울강수량) +
(0.6 x 평균온도) – (0.4 x 수확철강수량)

Training Data Set

X_1 겨울 강수량	X_2 수확철 강수량	X_3 평균 온도	Y 와인 가격
13	35	35	**9.5**
22	25	25	**3.5**
25	21	21	**3.2**
11	18	18	**3.5**
47	45	45	**4.7**
.	.	.	.

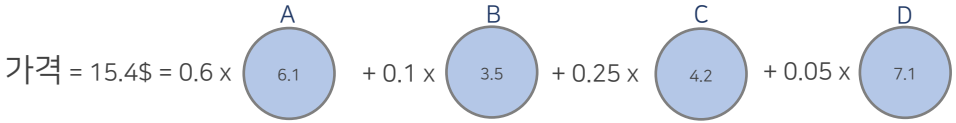
겨울 강수량	수확철 강수량	평균 온도	와인 가격
35	25	21	?

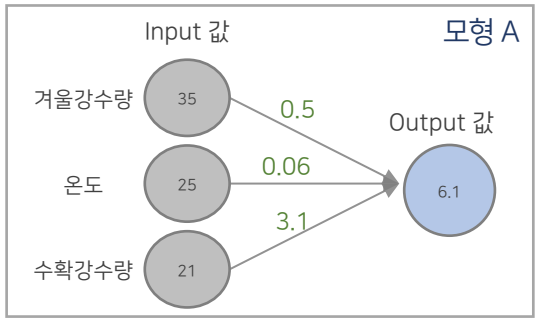
ML Algo → Model → 설명

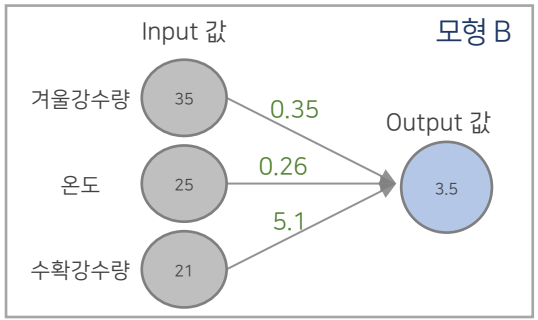
Model → 예측 $12.3

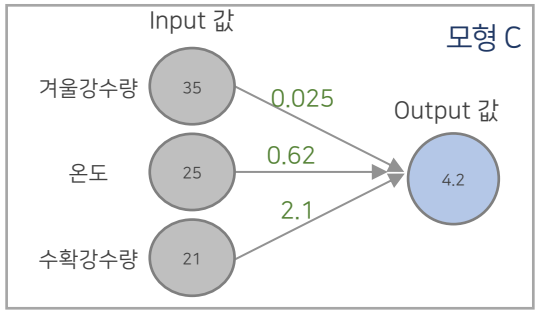
White Box vs. Black Box

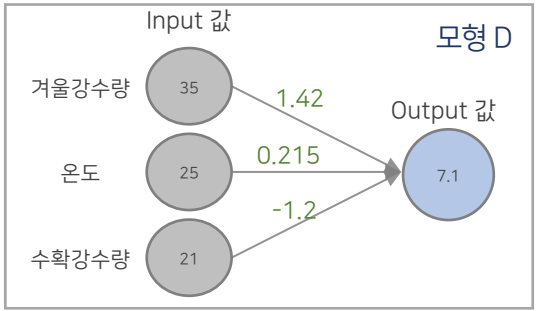
Black Box: 더 정확하지만 이해하기 어려움







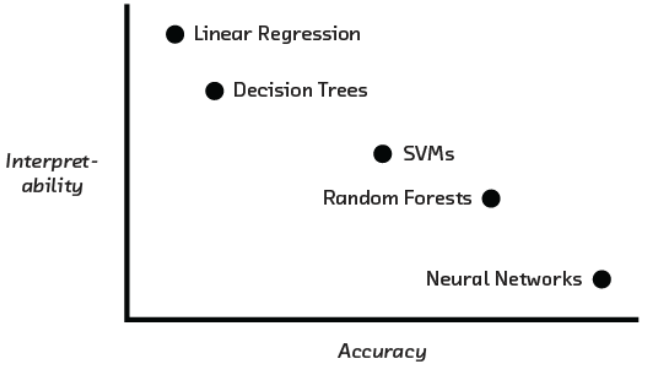


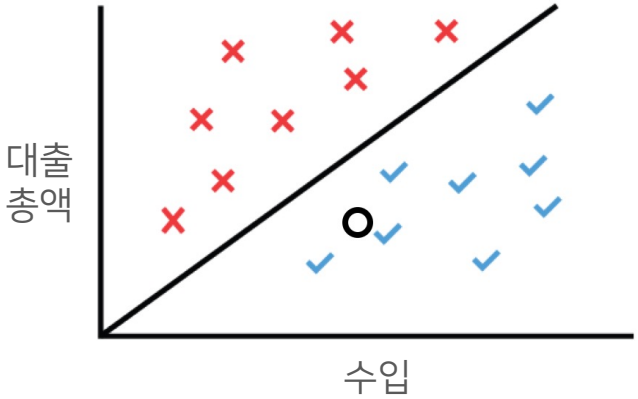


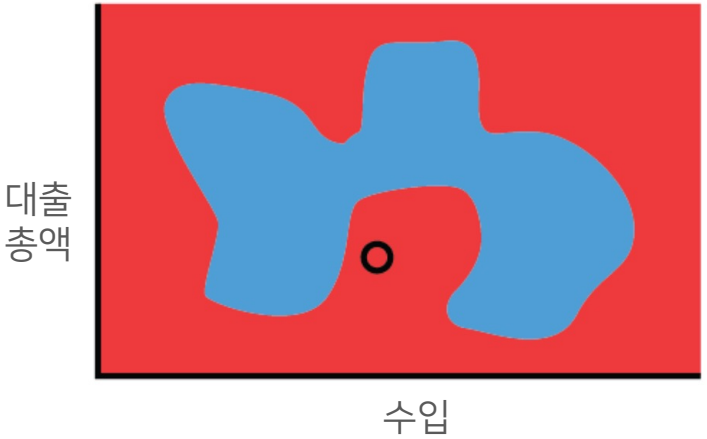
Model Accuracy vs. Interpretability

예측 vs. 설명

정확함 vs. 올바름

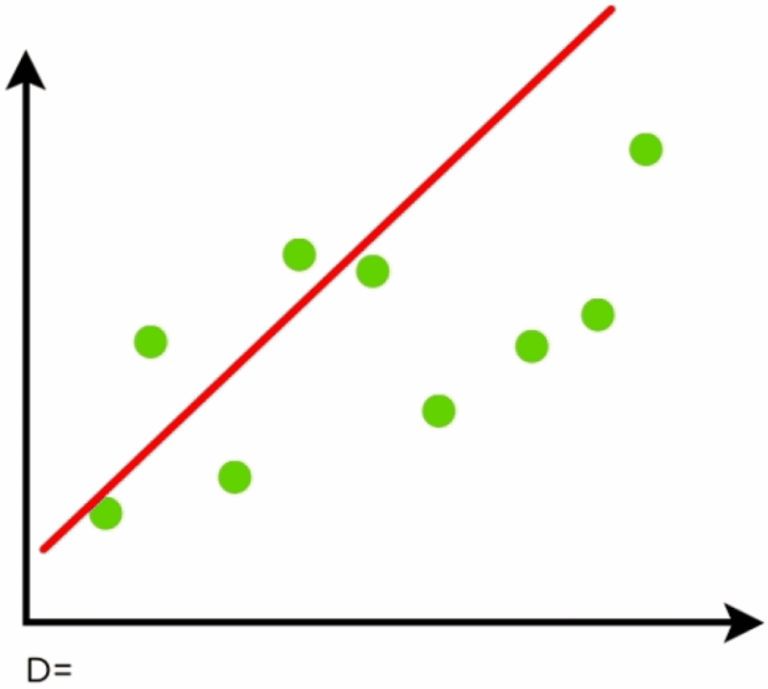






선형회귀분석 (Linear Regression Analysis)

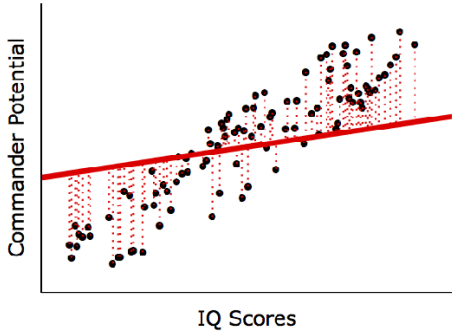
Y값의 차이를 설명하기 위해 최선의 직선을 하나 긋는 일



선형회귀분석 (Linear Regression Analysis)

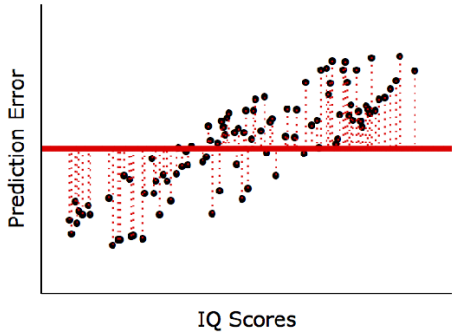
Supervised Machine-Learning

- Regression Model: Y가 숫자형 변수(매출)인 경우
- Classification Model: Y가 범주형 변수(성별)인 경우



Linear Regression

- 가장 오래되고, 널리 쓰이고, 이해하기 쉬운 지도학습 알고리즘
- 독립변수(X)로 숫자형 종속변수(Y)를 가장 잘 설명·예측(Best Fit)하는 선형 관계(Linear Relationship)를 찾는 방법 중 하나



계산방법 (Least Squares)

X와 Y 사이에 선형적 관계가 있다는 가정 하에

실제 Y값과 예측한 Y값 차이(Residual)를 최소화하는 방정식 계산

$Y = b_0 + b_1X + error$

- b_0 : Y축 절편(Intercept); 예측변수가 0일 때 기대 점수
- b_1 : 기울기, X가 한 단위 증가했을 때 Y의 평균적 변화값

Least Square vs. Gradient Descent

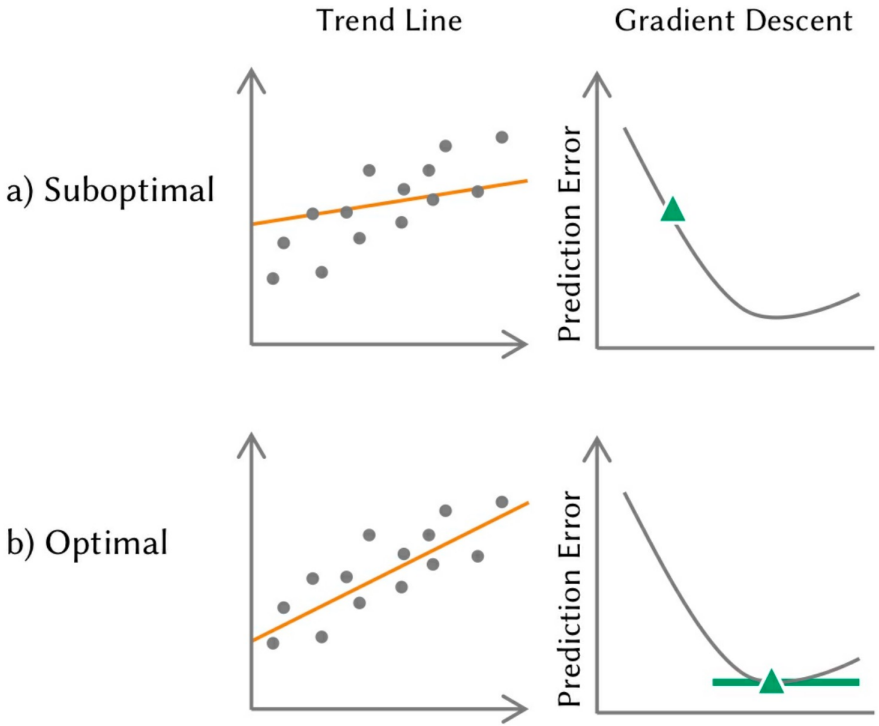
$$\hat{Y}_i = \hat{b}_0 + \hat{b}_1 X_i$$

$$RSS = \sum_{i=1}^{n} (Y_i - \hat{Y}_i)^2$$

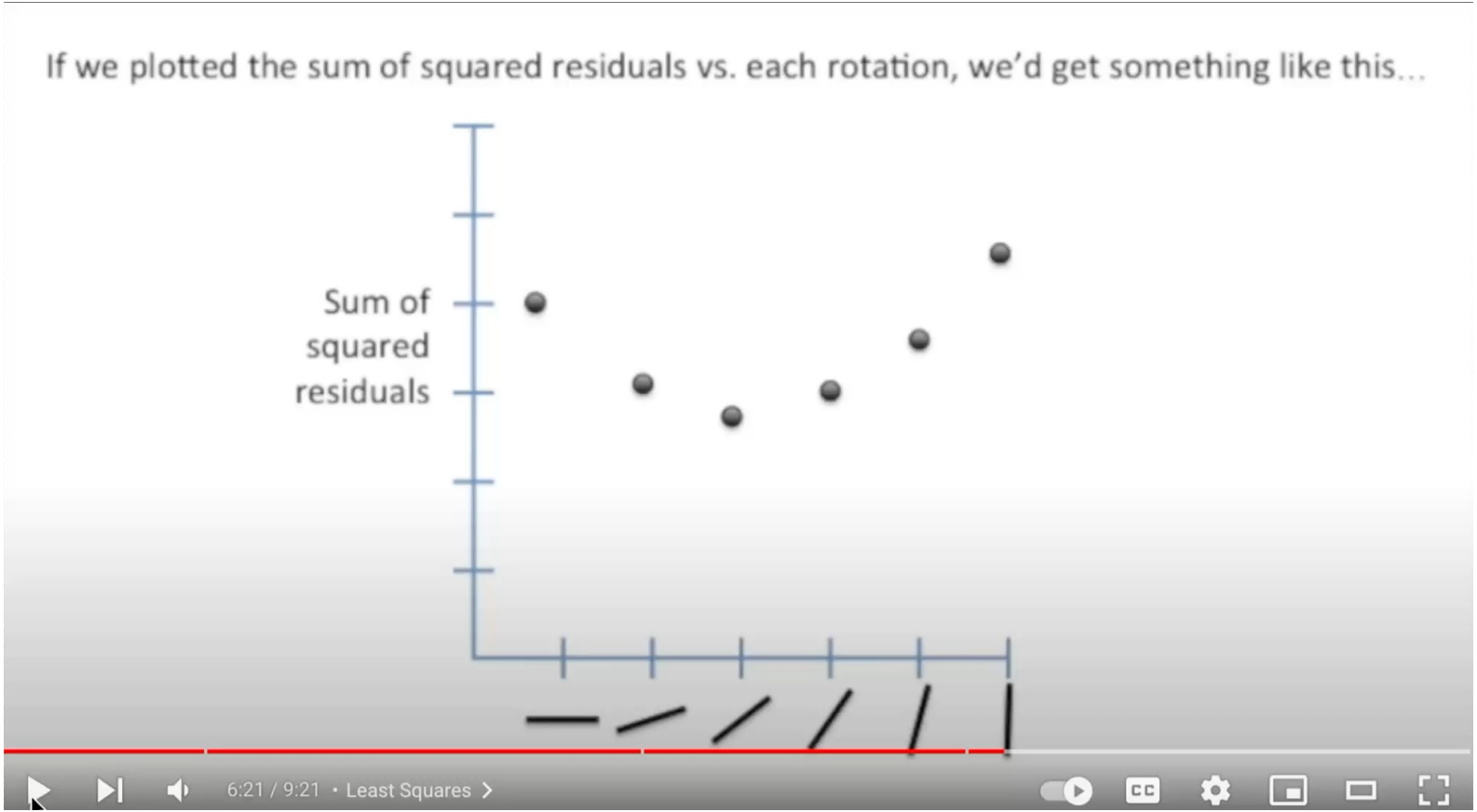
$$= \sum_{i=1}^{n} (Y_i - \hat{b}_0 - \hat{b}_1 X_i)^2$$

$$\hat{b}_1 = \frac{\sum_{i=1}^{n} (Y_i - \overline{Y})(X_i - \overline{X})}{\sum_{i=1}^{n} (X_i - \overline{X})^2}$$

$$\hat{b}_0 = \overline{Y} - \hat{b}_1 \overline{X}$$



Gradient Descent (경사하강법)



모델 평가 https://drive.google.com/drive/u/0/folders/1vsnnSN__hOZwS4nBYcPd2vauRK1qjIP8

```
lm.fit = lm(sales ~ TV, data=ads)
summary(lm.fit)
```

```
##
## Call:
## lm(formula = sales ~ TV, data = ads)
##
## Residuals:
##     Min      1Q  Median      3Q     Max
## -8.3860 -1.9545 -0.1913  2.0671  7.2124
##
## Coefficients:
##             Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
## (Intercept) 7.032594   0.457843   15.36   <2e-16 ***
## TV          0.047537   0.002691   17.67   <2e-16 ***
## ---
## Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.'
0.1 ' ' 1
##
## Residual standard error: 3.259 on 198 degrees of freed
om
## Multiple R-squared:  0.6119, Adjusted R-squared:  0.60
99
## F-statistic: 312.1 on 1 and 198 DF,  p-value: < 2.2e-1
6
```

RMSE/RSE

Q. 실제값과 예측값 사이에 얼마나 차이가 나는가?

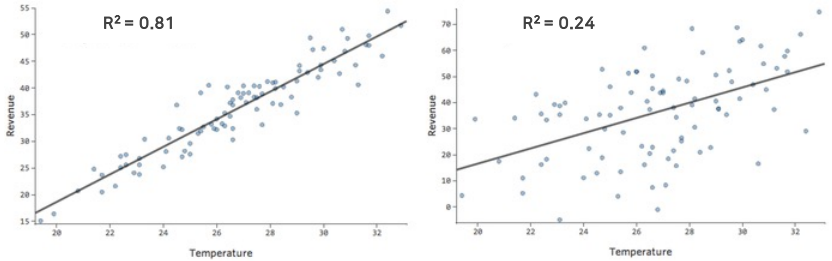
P-Value (Probability-Values)

Q. X와 Y 사이에 통계적으로 유의미한 관계가 있나?

- 관계의 세기(Size of an Effect)를 나타내는 것은 아님

R^2 (R-SQUARED; 결정계수)

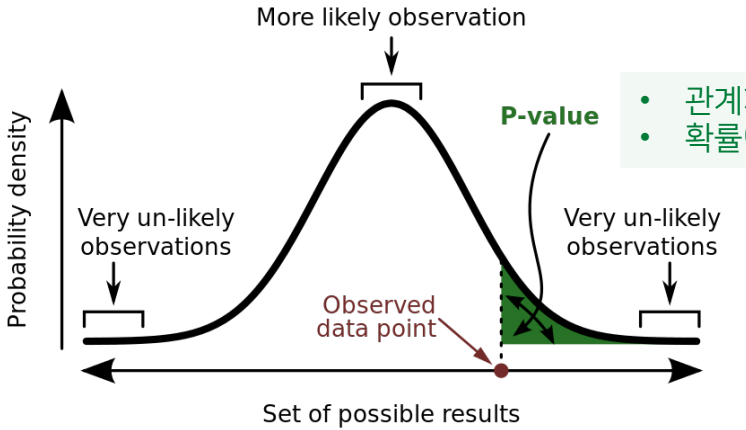
Q. X가 Y 변화를 얼마나 잘 **설명**하는가?



P-Value (Probability-Values)

P값: (선형적) 관계가 우연히 나왔을 확률
작은 P값: 데이터에서 발견한 관계가 우연이 아니다 (=통계적으로 유의미)

- 귀무 가설(H_0; Null Hypothesis): X와 Y 사이에 선형적 관계가 없다.
- P = 0.05: 관계가 없단 가정 하에 데이터에서 발견한 관계 혹은 그것보다 더 강한 관계가 관측될 확률 = 5%

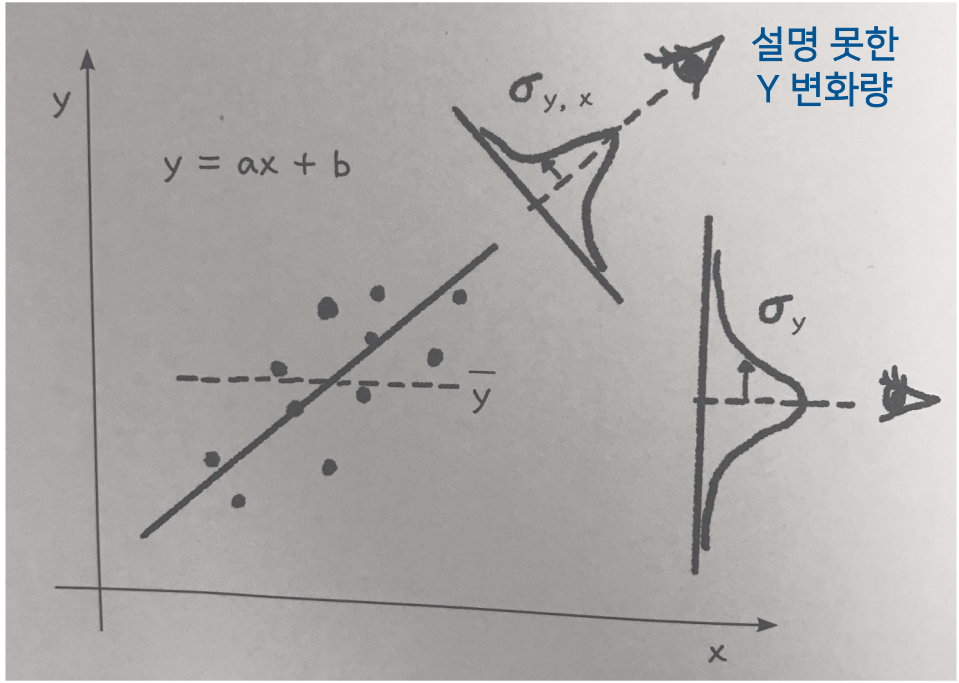


- 관계가 없을 때 해당 관계가 우연히 관찰될 확률
- 확률이 5%보다 작으면 관계가 있다고 결론

선형회귀분석: 결정계수(R^2: R-SQUARED)

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(y_i - \bar{y})^2}$$

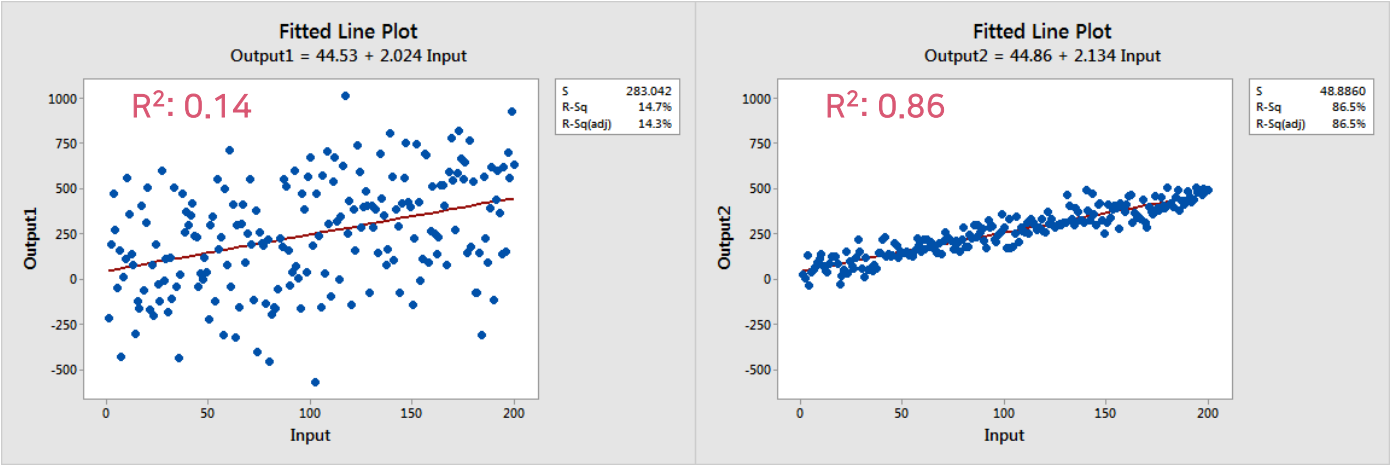
R^2 = 설명한 Y 변화량 / 총 Y 변화량
= (총 Y 변화량 - 설명 못 한 Y 변화량) / 총 Y 변화량
= 1 - (설명 못 한 Y 변화량 / 총 Y 변화량)



선형회귀분석: 결정계수(R^2: R-SQUARED)

낮은 결정계수가 반드시 나쁜 (Inherently Bad) 것은 아님

- 동일한 회귀방정식: Y = 44 + 2*X; P < 0.001
- 우측 모형이 좌측 모형보다 예측 정확도(R^2)는 매우 높음
- 변수 간 경향성은 동일: X 1단위 증가 → Y 2단위 증가



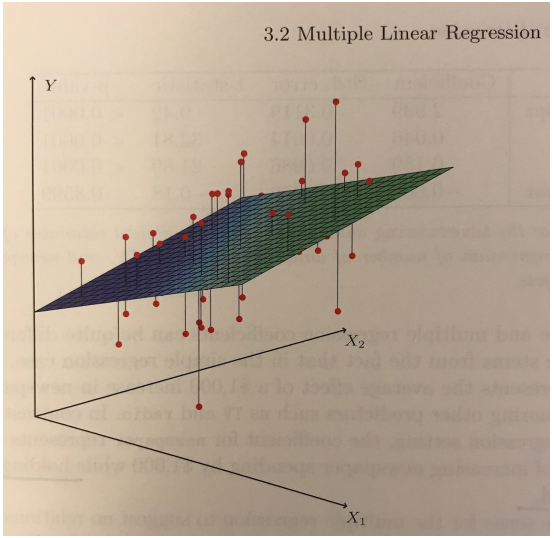
Y값을 정확히 예측하기 위해선 R^2 값이 중요
하지만, 경향성 정보가 중요한 경우 R^2 가 낮다고 꼭 나쁜 모형은 아님

Multiple Linear Regression Analysis – Advertisement

변수 2개[TV, Radio]를 사용하여 Sales와의 관계를
설명·예측하는 회귀모형

$$Y = b_0 + b_1X_1 + b_2X_2$$

$$\text{Sales} = 2.9 + 0.045 \times \text{TV} + 0.187 \times \text{Radio}$$



SUMMARY OUTPUT				
Regression Statistics				
Multiple R	0.94720339			
R Square	0.897194261			
Adjusted R Square	0.896150548			
Standard Error	1.681360913			
Observations	200			
ANOVA				
	df	*SS*	*MS*	*F*
Regression	2	4860.2348	2430.1174	859.6177183
Residual	197	556.91398	2.8269745	
Total	199	5417.1488		
	Coefficients	*tandard Erro*	*t Stat*	*P-value*
Intercept	2.921099912	0.2944897	9.9191929	4.56556E-19
X Variable 1	0.045754815	0.0013904	32.908708	5.43698E-82
X Variable 2	0.187994227	0.00804	23.382446	9.77697E-59

선형회귀분석은 Causality 신경 안 씀

```
model = sm.OLS(train.y, train[['t']])
results = model.fit()
print(results.summary())
```

Test RMSE = 10

OLS Regression Results

Dep. Variable:	y	R-squared:	0.019
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.019
Method:	Least Squares	F-statistic:	2.766e+04
Date:	Wed, 13 Feb 2019	Prob (F-statistic):	0.00
Time:	07:25:25	Log-Likelihood:	-5.2235e+06
No. Observations:	1401801	AIC:	1.045e+07
Df Residuals:	1401800	BIC:	1.045e+07
Df Model:	1		
Covariance Type:	nonrobust		

	coef	std err	t	P>|t|	[0.025	0.975]
t	0.9984	0.006	166.317	0.000	0.987	1.010

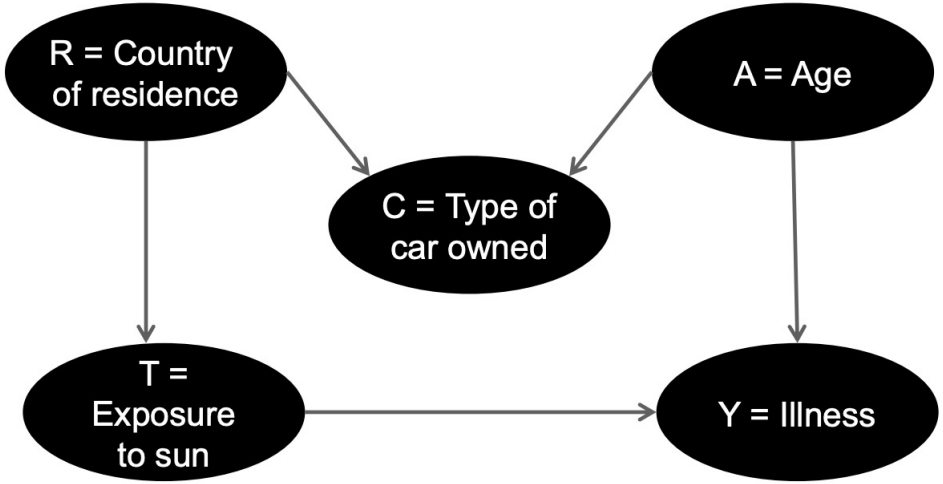
```
model = sm.OLS(train.y, train[['t', 'car']])
results = model.fit()
print(results.summary())
```

Test RMSE = 7.7

OLS Regression Results

Dep. Variable:	y	R-squared:	0.408
Model:	OLS	Adj. R-squared:	0.408
Method:	Least Squares	F-statistic:	4.835e+05
Date:	Wed, 13 Feb 2019	Prob (F-statistic):	0.00
Time:	07:27:29	Log-Likelihood:	-4.8695e+06
No. Observations:	1401801	AIC:	9.739e+06
Df Residuals:	1401799	BIC:	9.739e+06
Df Model:	2		
Covariance Type:	nonrobust		

	coef	std err	t	P>|t|	[0.025	0.975]
t	-1.0036	0.005	-196.455	0.000	-1.014	-0.994
car	4.0024	0.004	959.740	0.000	3.994	4.011



$$R = \varepsilon_1$$
$$A = \varepsilon_2$$
$$C = R + A + \varepsilon_3$$
$$T = R + \varepsilon_4$$
$$Y = T + 10\,A + \varepsilon_5$$
$$\varepsilon_1, \ldots, \varepsilon_5 \quad \text{independent normal(0,1)}$$

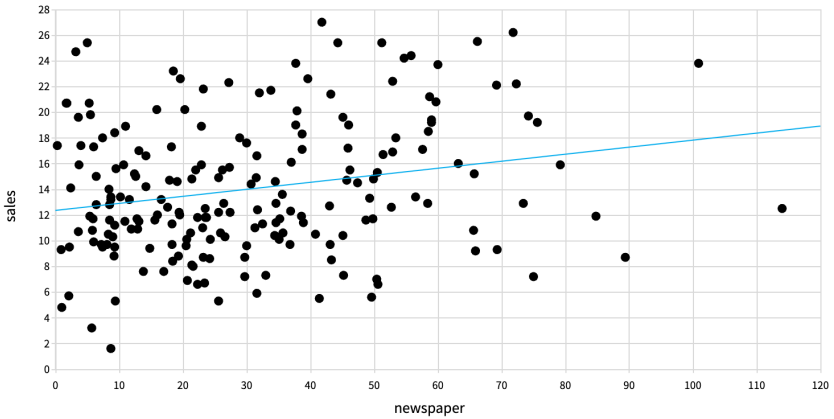
Goal:
Find the effect of sun exposure on the illness

Pearl (2014) Comment: Understanding Simpson's Paradox, The American Statistician.
Simpson machine generator: http://dagitty.net/learn/simpson/

Binning: 선형회귀분석으로 비선형적 관계 찾기

No.	variable name	R^2	Adjusted R^2	P-Value	count
1	TV	0.612	0.61	0.00000 (< 0.001 ***)	200
2	radio	0.332	0.329	0.00000 (< 0.001 ***)	200
3	newspaper	0.052	0.047	0.00115 (< 0.01 **)	200

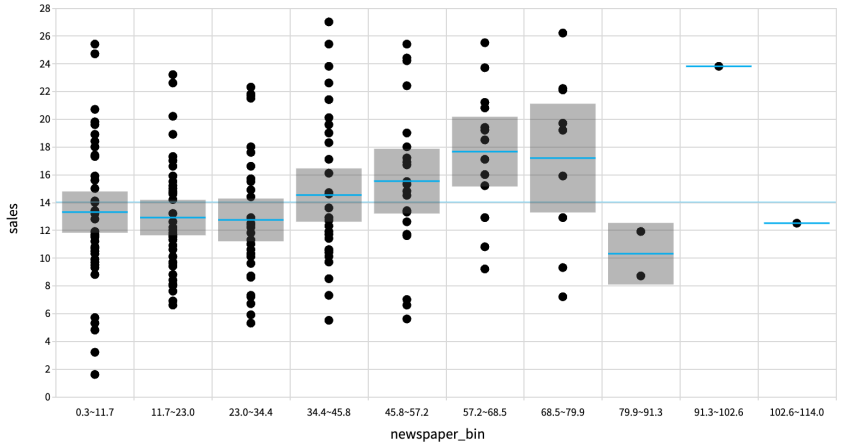
Y: sales X: newspaper Subgroup: none Facets: none r: 0.23



Binning: 숫자형 변수를 범주형 변수로 변형

No.	variable name	R^2	Adjusted R^2	P-Value	count
1	TV	0.612	0.61	0.00000 (< 0.001 ***)	200
2	radio	0.332	0.329	0.00000 (< 0.001 ***)	200
3	newspaper_bin	0.106	0.064	0.00982 (< 0.01 **)	200

Y: sales X: newspaper_bin Subgroup: none Facets: none

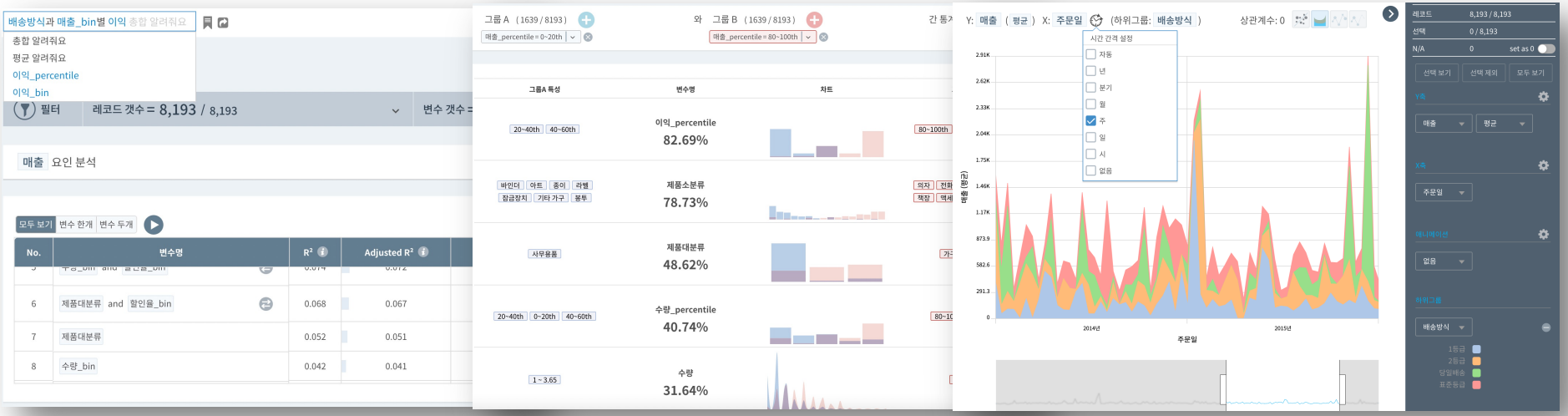


다정한 데이터 도구, HEARTCOUNT

- HEARTCOUNT(하트카운트)는 비전문가도 쉽게 엑셀 데이터셋을 업로드하여 시각화하고 분석할 수 있는 SaaS 솔루션입니다.
- Google 계정만 있다면, 홈페이지에서 바로 사용을 시작할 수 있어요!

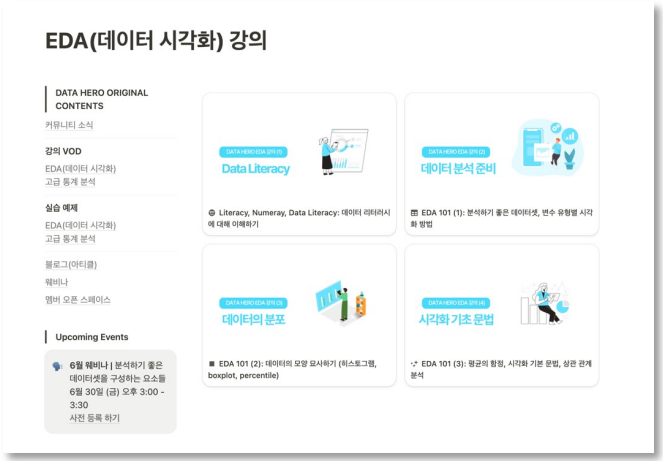
다정한 데이터 도구, HEARTCOUNT

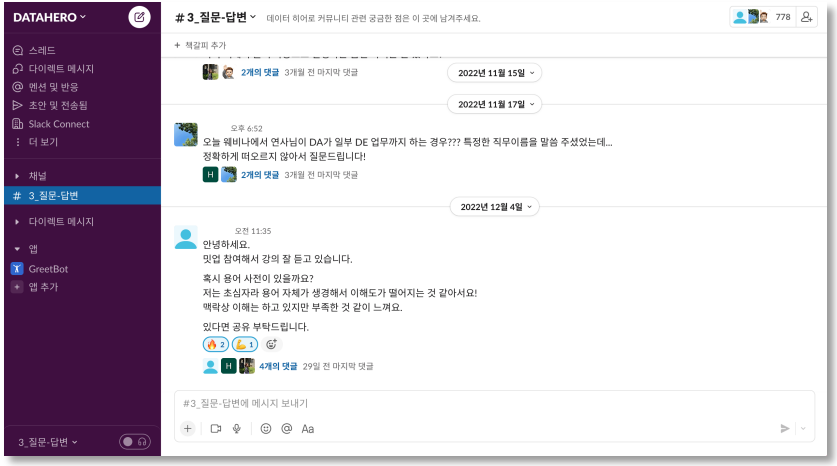
- 특장점으로는 '개별 레코드 수준의 시각화, '파생 변수 자동 생성', '패턴 자동 발견', '자연어 검색 + 설명' 등이 있습니다.



학습하고 소통하는 공간, DATA HERO

- 데이터의 기초부터 실전까지, 전용 페이지에서 무료로 학습 가능
- 하트카운트팀은 물론 다양한 실무자들과의 소통 공간
- 다양한 집중 교육 캠프, 오프라인 밋업 등 이벤트





실습 시간

- EDA 도구: https://www.heartcount.io/login
- 데이터셋: 구글 "샘플 데이터셋" → 하트카운트 샘플 데이터셋 → 회귀분석 데이터셋