

2024학년도 2학기

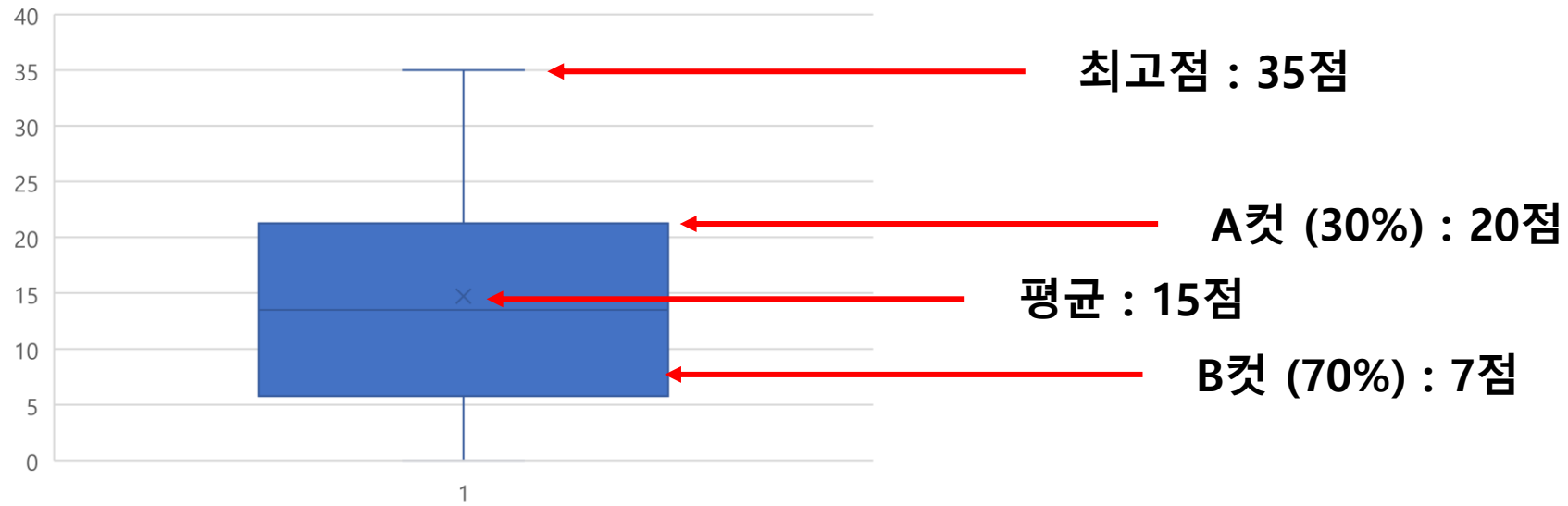
# 문제해결프로그래밍 강의 10주차

조기필

2024.11.14



# 중간고사 성적 분포



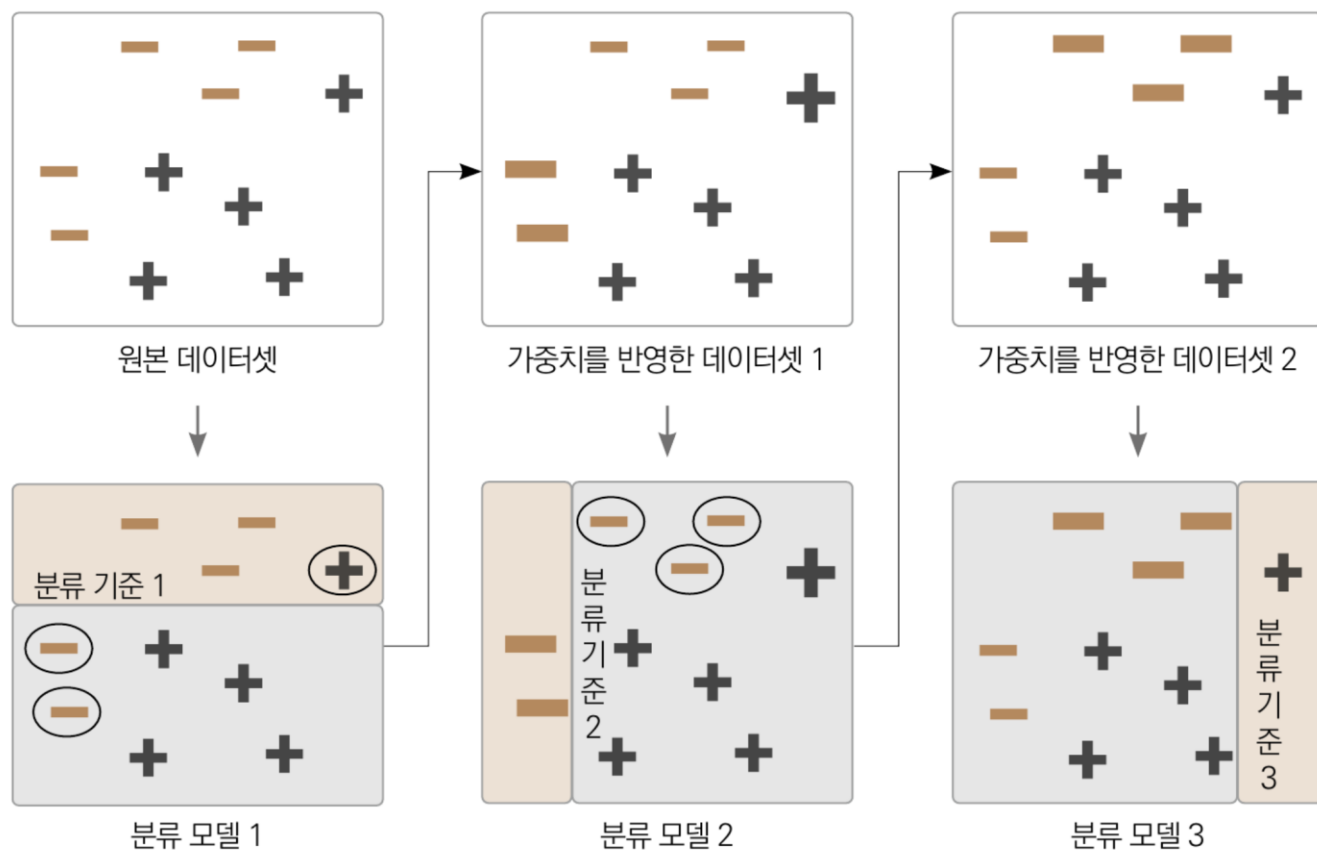
# 지난시간 복습

1. 안전 운전자 예측
2. 코로나-19 수학 모델 (모델 만들기)

# 문제 2 : 안전 운전자 예측

Boosting은 복돋우다는 의미

: 가중치를 활용해 분류 성능이 약한 모델을 강하게 만드는 기법



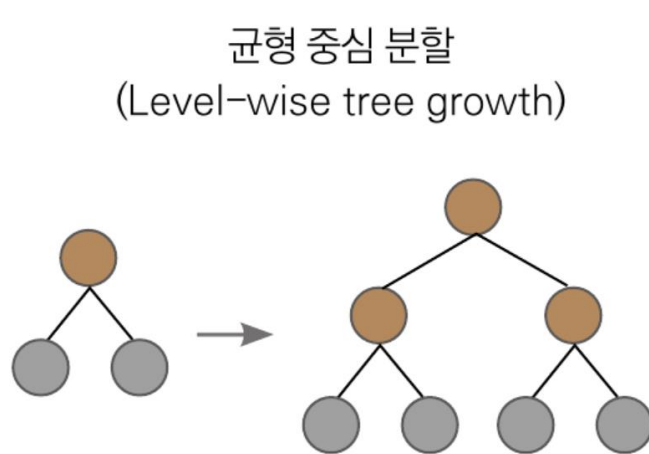
- 1 '+'와 '-'로 구성된 원본 데이터셋을 준비합니다.
- 2 처음에는 모든 데이터에 동일한 가중치를 줍니다.
- 3 분류 모델 1로 '+'와 '-'를 분류합니다.
- 4 분류 모델 1이 잘못 분류한 데이터(동그라미 표시된 데이터)에 더 높은 가중치를 부여합니다.
- 5 분류 모델 2는 가중치가 부여된 데이터에 집중해 데이터를 분류합니다. 다른 데이터보다 가중치가 부여된 데이터를 더 제대로 구분하려고 노력한다는 말입니다.
- 6 분류 모델 2가 잘못 분류한 데이터에 더욱 높은 가중치를 부여합니다.
- 7 분류 모델 3은 이전 단계에서 가중치가 부여된 데이터에 집중해 데이터를 분류합니다.

# 문제 2 : 안전 운전자 예측

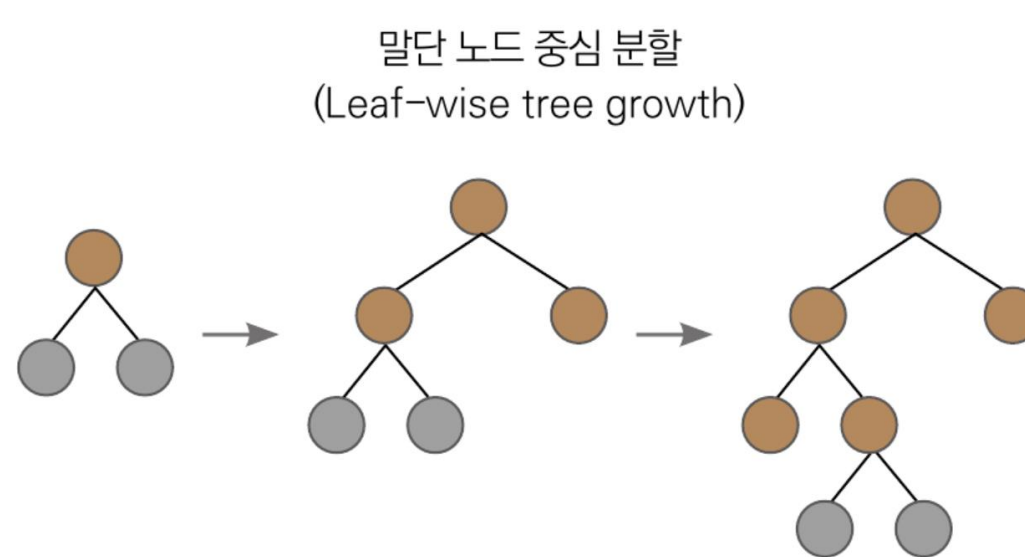
XGBoost (Extreme Gradient Boosting)과 LightGBM

: 성능이 우수한 트리 기반 부스팅 알고리즘

랜덤포레스트의 병렬 배치와 다르게 직렬 배치



XGBoost



LightGBM

(속도가 빠르지만, 데이터 개수가 적을때는 과대적합되기 쉽다.)

# 문제 2 : 안전 운전자 예측

## LightGBM 모델을 적용해보자.

```
from lightgbm import LGBMClassifier
```

 ← LightGBM 라이브러리

```
LGBM_model = LGBMClassifier(force_col_wise=True)
```

↑ LightGBM에서 메모리 부족 문제를 해결하기 위한 옵션, 행단위에서 열단위로 메모리 할당

```
LGBM_model.fit(X_train, y_train)
```

```
[LightGBM] [Info] Number of positive: 17355, number of negative: 458814  
[LightGBM] [Info] Total Bins 1096  
[LightGBM] [Info] Number of data points in the train set: 476169, number of used  
[LightGBM] [Info] [binary:BoostFromScore]: pavg=0.036447 -> initscore=-3.274764  
[LightGBM] [Info] Start training from score -3.274764
```

↑ 양성(positive) 클래스의 평균 확률값과 초기 손실값

```
▼ LGBMClassifier  
LGBMClassifier(force_col_wise=True)
```



# 문제 2 : 안전 운전자 예측

```
pred_train = LGBM_model.predict(X_train)
pred_test = LGBM_model.predict(X_test)
```

## 오차행렬 (Confusion Matrix)

```
from sklearn.metrics import confusion_matrix, classification_report
```

```
confusion_matrix(y_train, pred_train)
```

```
array([[458812, 2],
       [ 17345, 10]])
```

위치에 따른 의미를 잘 비교하자.

```
confusion_matrix(y_test, pred_test)
```

```
array([[114703, 1],
       [ 4338, 1]])
```

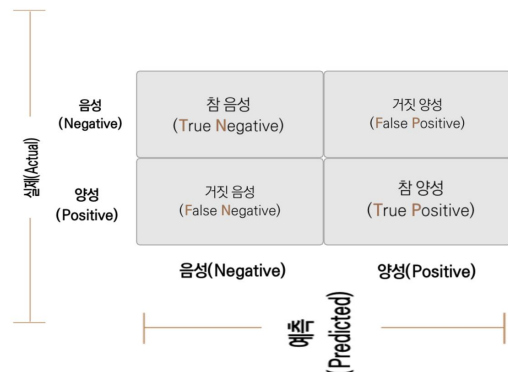
실제(Accual)	음성 (Negative)	참 음성 (True Negative)	거짓 양성 (False Positive)
	양성 (Positive)	거짓 음성 (False Negative)	참 양성 (True Positive)
		음성(Negative)	양성(Positive)
		예측 (Predicted)	

# 문제 2 : 안전 운전자 예측

## 오차행렬을 통한 4가지 평가지표

```
print(classification_report(y_train, pred_train))
```

		precision	recall	f1-score	support	← 샘플수
양성기준	0	0.96	1.00	0.98	458814	
	1	0.83	0.00	0.00	17355	
accuracy				0.96	476169	
macro avg		0.90	0.50	0.49	476169	← 단순평균
weighted avg		0.96	0.96	0.95	476169	← 샘플에 숫자로 가중치를 준 평균



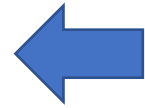
```
array([[458812, 2],  
       [ 17345, 10]])
```



# 문제 2 : 안전 운전자 예측

왜 이런 현상이 생길까?

```
array([[458812, 2],  
       [ 17345, 10]])
```



보험금을 받을 확률을 어떻게 예측하고,  
각 확률에 따라 어떻게 0과 1을 구분 했  
을까?

```
LGBM_model.predict_proba(X_train)[: , 1]
```

보험금을 탈 확률

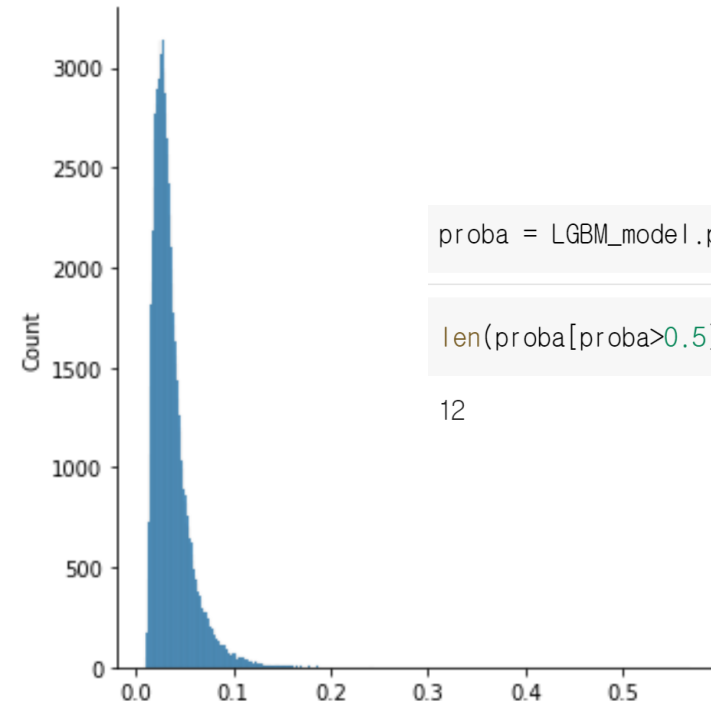


전체 정확도를 높이기 위해 양성 예측, 즉 보험금을 받을  
사람이라고 예측하는 것을 극도로 꺼렸다.

총 476169명중 단 12명만 보험금을 받을 것이라 예측

```
sns.displot(LGBM_model.predict_proba(X_test)[: , 1])
```

<seaborn.axisgrid.FacetGrid at 0x7fdeec9c5790>



```
proba = LGBM_model.predict_proba(X_train)[: , 1]
```

```
len(proba[proba>0.5])
```

12

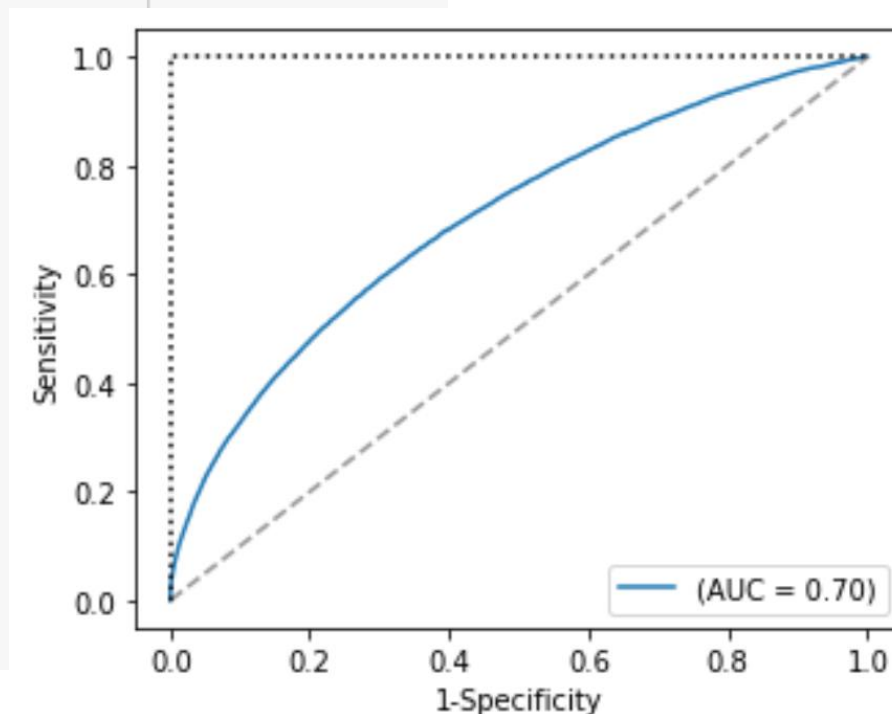
보험금을 탈 확률 분포

# 문제 2 : 안전 운전자 예측

ROC 곡선의 AUC는 이러한 음성 편향적 결과에 치우치지 않는 평가지표로 사용할 수 있음

```
from sklearn.metrics import roc_curve, auc
```

```
fig = plt.figure(figsize=(5, 4))  
fpr, tpr, thresholds = roc_curve(y_train, LGBM_model.predict_proba(X_train)[: ,1], pos_label=1)  
  
roc_auc = auc(fpr, tpr)  
plt.plot(fpr, tpr, label='(AUC = {0:0.2f})'.format(roc_auc))  
  
plt.plot([0, 1], [0, 1], linestyle='--', color=(0.6, 0.6, 0.6))  
plt.plot([0, 0, 1], [0, 1, 1], linestyle=':', color='black')  
  
plt.xlim([-0.05, 1.05])  
plt.ylim([-0.05, 1.05])  
plt.xlabel('1-Specificity')  
plt.ylabel('Sensitivity')  
plt.legend(loc="lower right")  
plt.show()
```



# 문제 2 : 안전 운전자 예측

로그 손실을 통한 평가지표

$$\text{logloss} = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i \log(\hat{y}_i) + (1 - y_i) \log(1 - \hat{y}_i))$$

```
def log_loss(y_true,y_proba):  
    output = -np.sum(y_true*np.log(y_proba)+(1-y_true)*np.log(1-y_proba))/len(y_true)  
    return output
```

```
log_loss(y_train,proba)
```

0.14618002320944476

```
log_loss(y_test,proba_test)
```

0.15267761571032457

## 문제 2 : 안전 운전자 예측

```
weighted_LGBM_model = LGBMClassifier(force_col_wise=True, scale_pos_weight=20)  
weighted_LGBM_model.fit(X_train, y_train)
```

양성 예측에 가중치를 부여함으로써 음성 편향성을 줄일 수 있다.

```
[LightGBM] [Info] Number of positive: 17355, number of negative: 458814  
[LightGBM] [Info] Total Bins 1096  
[LightGBM] [Info] Number of data points in the train set: 476169, number of used features: 200  
[LightGBM] [Info] [binary:BoostFromScore]: pavg=0.036447 -> initscore=-3.274764  
[LightGBM] [Info] Start training from score -3.274764
```

```
▼ LGBMClassifier  
LGBMClassifier(force_col_wise=True, scale_pos_weight=20)
```

```
weighted_pred_train = weighted_LGBM_model.predict(X_train)  
weighted_pred_test = weighted_LGBM_model.predict(X_test)
```

```
confusion_matrix(y_train, weighted_pred_train)
```

```
array([[376458, 82356],  
       [ 9906, 7449]])
```

# 문제 3 : 코로나-19 수학 모델

## 문제 3

코로나-19 감염병 확산 과정을 데이터를 통해 관찰하고, 확산 양상을 수학 모델로 나타낸다.

# 문제 3 : 코로나-19 수학 모델

## 문제 설정 (해야하는 것, 할 수 있는 것)

코로나-19 감염병 확산 과정을 데이터를 통해 관찰하고, 확산 양상을 수학 모델로 나타낸다.

코로나-19 확산은 어떻게 결정될까? 이 질병은 시간이 지나면 사라질까?

감염병이 발생했을시 확산을 늦추는 방법으로 무엇이 있을까? 그 방법의 효과는?

백신 접종의 효과는 어떻게 될까? 환자를 얼마나 줄일 수 있을까?

백신 접종을 언제 얼마나 맞추어야 가장 효과적일까?

사회적 거리두기 몇 단계가 효과적일까? 앞으로의 감염자 양상을 어떻게 예상할 수 있을까?



# 문제 3 : 코로나-19 수학 모델

## 1. 누가, 어떻게 감염되나?

감염병의 특성에 따라 사회구성원을 분류한다면, 어떤 그룹들이 만들어질 수 있는지 토의해 보자.

감염된 사람	자가 격리된 사람	회복된 사람
감염 될 수 있는 사람	병원에 입원한 사람	잠복기인 사람

# 문제 3 : 코로나-19 수학 모델

수학 모델을 완성하려면 이들 사이의 관계를 파악하여야 한다.  
어떤 관계가 있을 수 있을까?



# 문제 3 : 코로나-19 수학 모델

오늘은 5일이다. 밀폐된 방에 감염 될 수 있는 사람 7명, 감염된 사람 3명이 있다. 하루동안 감염된 한 사람이 사람을 마주치는 평균 횟수는 2번이고, 감염시킬 확률을 0.3이라고 하자.

	감염 될 수 있는 사람 수	감염된 사람 수	총 인원
5일	7	3	10

6일에 새로 감염될 것으로 예측되는 사람의 수를 구하여라.

$$1.26 = 2 \times \frac{7}{10} \times 0.3 \times 3$$

감염된 사람 수의 변화 = 감염된 한 사람이 사람을 마주치는 평균 횟수 \* (감염될 수 있는 사람 수/총 인구수) \* 감염 확률 \* 감염된 사람 수

# 문제 3 : 코로나-19 수학 모델

$S$	감염될 수 있는 사람(the Susceptible individuals)의 수
$I$	감염된 사람(the Infected individuals)의 수
$R$	면역을 가진 사람 (the Recovered individuals)의 수
$N$	전체 인구 수
$\alpha$	하루동안 감염된 한 사람이 사람을 마주치는 평균 횟수
$p$	감염된 사람이 접촉했을 때 감염 확률
$\Delta I$	다음 날 감염된 사람 수의 변화

감염된 사람 수의 변화  
 = 하루동안 감염된 한 사람이 사람을 마주치는 평균 횟수  
 \* (감염될 수 있는 사람 수/총 인구 수)  
 \* 감염 확률  
 \* 감염된 사람 수

$$\Delta I = \alpha \left( \frac{S}{N} \right) p I$$

# 문제 3 : 코로나-19 수학 모델

## 감염상수

$$\beta = \alpha p$$

= 하루동안 감염된 한 사람이 사람을 마주치는 평균 횟수 \* 감염 확률

감염된 사람 수의 변화

= 하루동안 감염된 한 사람이 사람을 마주치는 평균 횟수 \* (감염될 수 있는 사람 수/총 인구수)  
\* 감염 확률 \* 감염된 사람 수

$$\Delta I = \alpha \left( \frac{S}{N} \right) p I = \beta \left( \frac{S}{N} \right) I$$

# 문제 3 : 코로나-19 수학 모델

$S$	감염될 수 있는 사람(the Susceptible individuals)의 수
$I$	감염된 사람(the Infected individuals)의 수
$R$	회복된 사람 (the Recovered individuals)의 수
$N$	전체 인구 수
$\alpha$	하루동안 감염된 한 사람이 사람을 마주치는 평균 횟수
$p$	감염된 사람이 접촉했을 때 감염 확률
$\Delta I$	다음 날 감염된 사람 수의 변화
$\beta$	감염상수

감염된 사람 수의 변화

= 하루동안 감염된 한 사람이 사람을 마주치는 평균 횟수

\* (감염될 수 있는 사람 수/총 인구 수)

\* 감염 확률

\* 감염된 사람 수

$$\Delta I = \alpha \left( \frac{S}{N} \right) p I = \beta \left( \frac{S}{N} \right) I$$

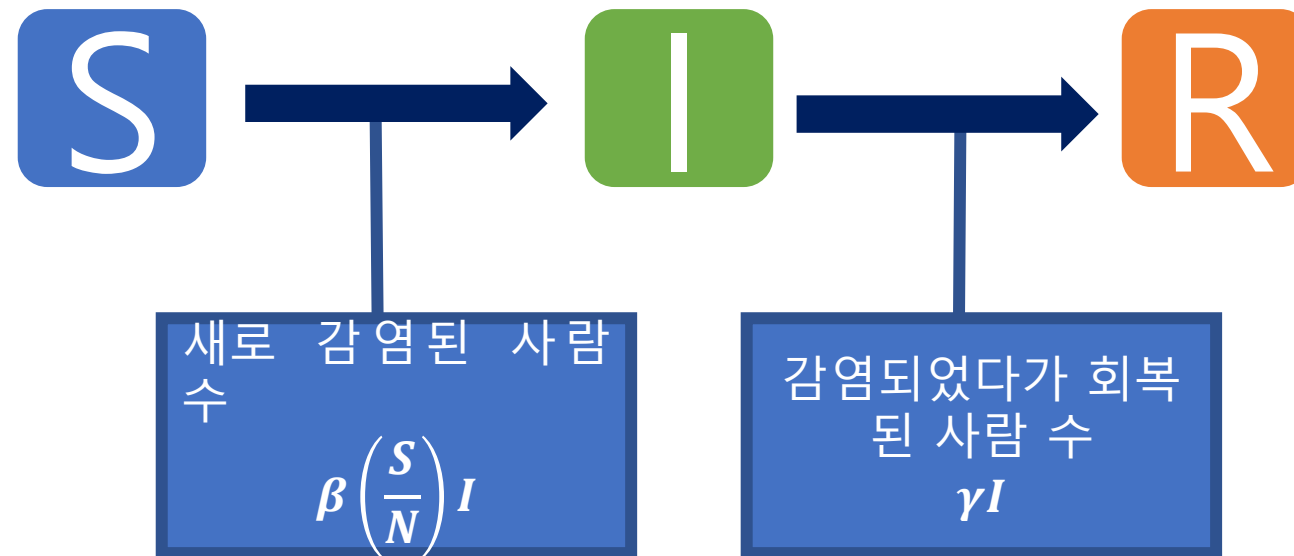


# 문제 3 : 코로나-19 수학 모델

사고 순서	I->R 화살표 수식으로 표현하기
필요한 정보	회복률, 감염된 사람의 수
기호로 바꾸기	$\gamma$ : 회복률, $I$ : 감염된 사람의 수
기호를 사용하여 수식으로 쓰기	$\gamma I$

# 문제 3 : 코로나-19 수학 모델

I에서 R로의 화살표의 의미를 설명하고 수식으로 써보자.



# 문제 3 : 코로나-19 수학 모델

➤  $S_1$  은 둘째 날 감염 가능한 사람의 수

$I_1$  은 둘째 날 감염된 사람 수

$R_1$  은 둘째 날 회복된 사람 수

	감염 가능한 사람 수( $S$ )	감염된 사람 수( $I$ )	회복된 사람( $R$ )
0	$S_0$	$I_0$	$R_0$
1	$S_1 = S_0 - \beta S_0 \frac{I_0}{N}$	$I_1 = I_0 + \beta S_0 \frac{I_0}{N} - \gamma I_0$	$R_1 = R_0 + \gamma I_0$

# 문제 3 : 코로나-19 수학 모델

SIR COVID-19 수학 모델 (이산모형)

$$S_{t+1} = S_t - \beta S_t \frac{I_t}{N}$$

단위 시간당 변화량

$$I_{t+1} = I_t + \beta S_t \frac{I_t}{N} - \gamma I_t$$

$$R_{t+1} = R_t + \gamma I_t$$



SIR COVID-19 수학 모델  
(연속 모형, 상미분방정식)

$$\frac{d}{dt} S(t) = -\beta S(t) \frac{I(t)}{N}$$

$$\frac{d}{dt} I(t) = \beta S(t) \frac{I(t)}{N} - \gamma I(t)$$

$$\frac{d}{dt} R(t) = \gamma I(t)$$

# 오늘의 학습내용

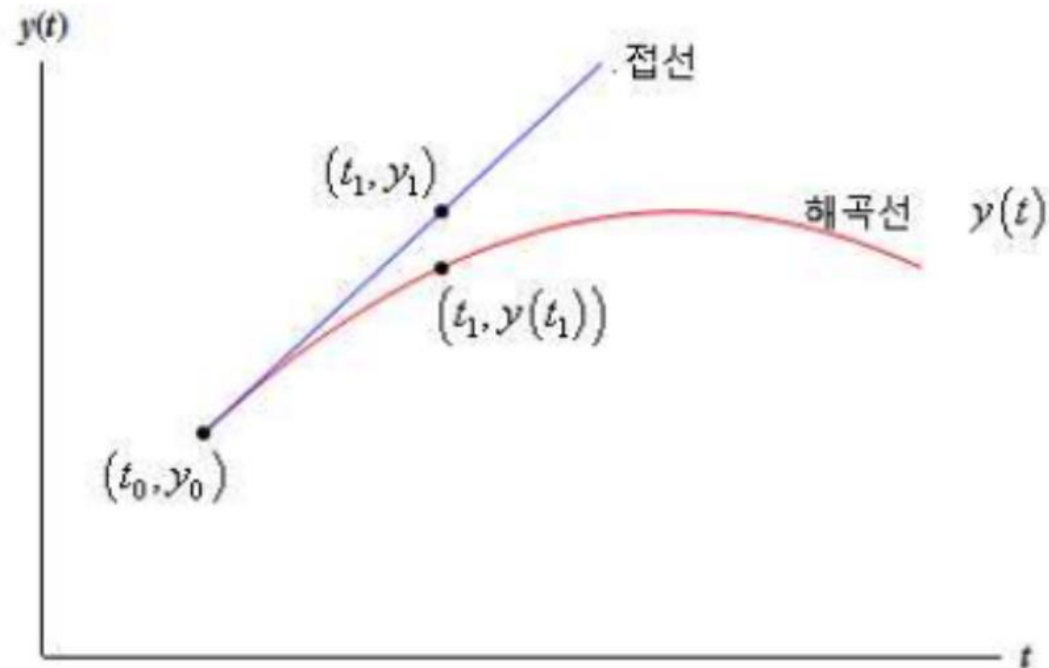
1. 미분방정식 수치해석 기법
2. 고정점과 안정성 검사

# 문제 3 : COVID-19 수학 모델

Euler 방법 : 등분된  $x$ 값으로부터 근사해를 얻는 방법

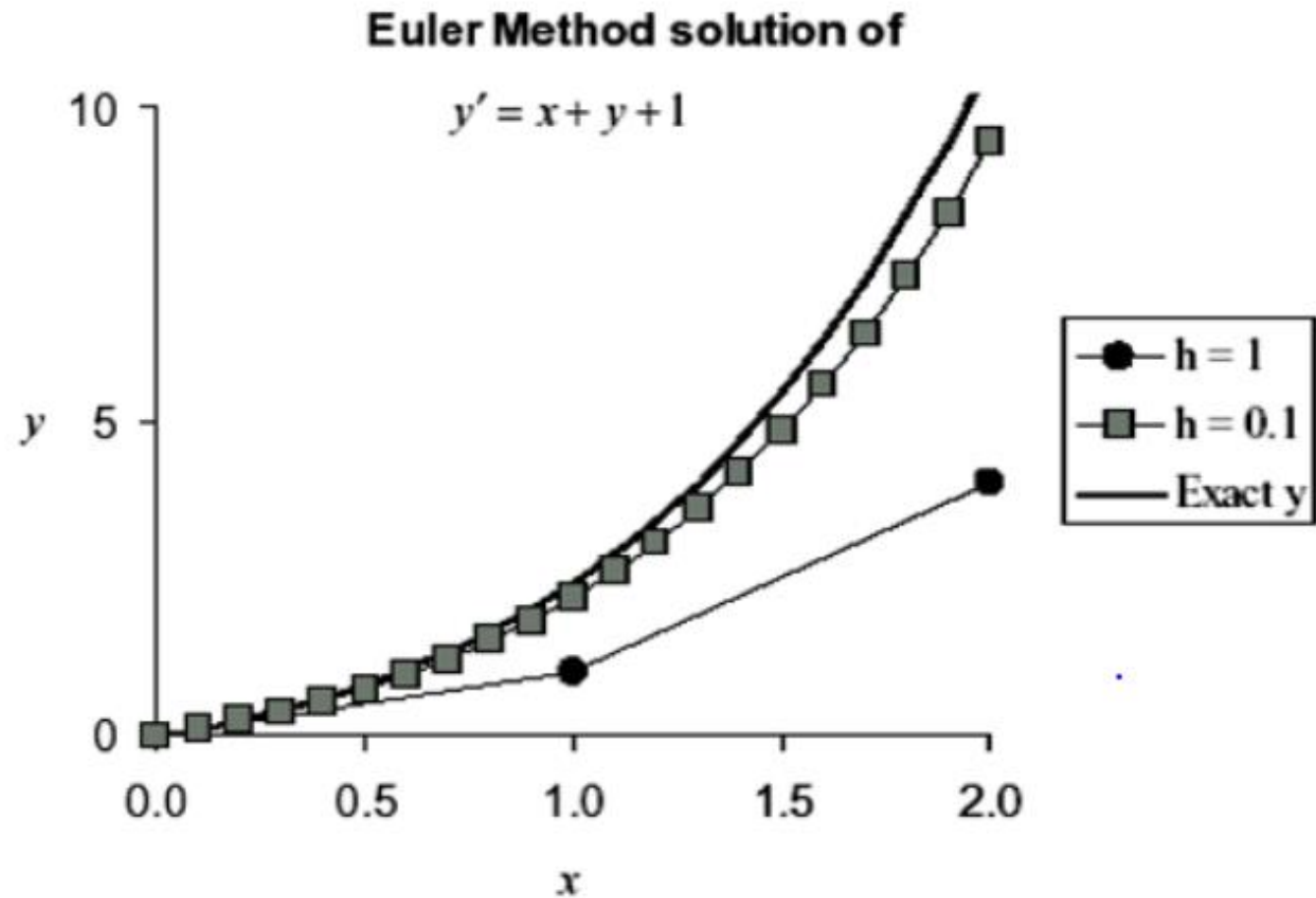
초기값 문제 
$$\begin{cases} y' = f(x, y) \\ y(x_0) = y_0 \end{cases}$$

$$y_1 = y_0 + f(t_0, y_0)(t_1 - t_0)$$





# 문제 3 : COVID-19 수학 모델



# 문제 3 : COVID-19 수학 모델

데이터 분석을 위한 필수 패키지 삼대장

```
import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
```

시간 변수들을 정의하자.

<code>t0 = 0</code>	→	시작시간
<code>tf = 300</code>	→	끝시간
<code>n = 300</code>	→	총 시간간격 개수
<code>h = (tf-t0)/n</code>	→	시간 간격

```
time = np.linspace(t0,tf,n+1)
```

시작점, 끝점, 점의 개수(간격수 +1) 의 3가지 변수로  
벡터를 생성할 수 있다.

# 문제 3 : COVID-19 수학 모델



2020년 인구수



전체

뉴스

이미지

지도

동영상

더보기

도구

검색결과 약 591,000개 (0.39초)

° 인구규모는 저출산 및 코로나19 영향으로 2020년 **5,184만명**에서 감소하여 2070년 3,766만 명에 이를 것으로 전망됨.

모든 원소가 0인 행렬 생성 (n+1행, 3열)



```
Euler_y = np.zeros((n+1,3))  
initial_value = np.array([51839994.0, 6.0, 0.0])
```



```
Euler_y[0,:] = initial_value
```

$S(0) = S_0, I(0) = I_0, R(0) = R_0,$

6명의 감염자가 처음 발생했다고 가정

# 문제 3 : COVID-19 수학 모델

수식안에 나머지 변수 정의

$$N = 51840000$$

$$\text{beta} = 0.4$$

$$\text{gamma} = 1/14$$

$$\frac{d}{dt}S(t) = -\beta S(t) \frac{I(t)}{N}$$

$$\frac{d}{dt}I(t) = \beta S(t) \frac{I(t)}{N} - \gamma I(t)$$

$$\frac{d}{dt}R(t) = \gamma I(t)$$

$$S(0) = S_0, I(0) = I_0, R(0) = R_0,$$

## 문제 3 : COVID-19 수학 모델

## 오일러 방법 (Euler method) 계산

$$\frac{d}{dt}S(t) = -\beta S(t) \frac{I(t)}{N}$$

$$\frac{d}{dt}I(t) = \beta S(t) \frac{I(t)}{N} - \gamma(t)I(t)$$

$$\frac{d}{dt}R(t) = \gamma(t)I(t)$$

$$S(0) = S_0, I(0) = I_0, R(0) = R_0,$$

$$y_1 = y_0 + f(t_0, y_0)(t_1 - t_0)$$

```
S0 = Euler_y[0,0]
I0 = Euler_y[0,1]
R0 = Euler_y[0,2]
```

```
S1 = S0 + (-beta*S0*I0/N)*(time[1]-time[0])
I1 = I0 + (beta*S0*I0/N - gamma*I0)*(time[1]-time[0])
R1 = R0 + (gamma*I0)*(time[1]-time[0])
```

```
Euler_y[1,:] = np.array([S1, I1, R1])
```

# 문제 3 : COVID-19 수학 모델

## 미분방정식 함수화

```
def f(y_t):  
    S, I, R = y_t  
    dS = -beta*S*I/N  
    dI = beta*S*I/N - gamma*I  
    dR = gamma*I  
    output = np.array([dS, dI, dR])  
    return output
```

## Euler 함수화

```
def Euler(f, y_t, h):  
    y_t1 = y_t + f(y_t)*h  
    return y_t1
```



# 문제 3 : COVID-19 수학 모델

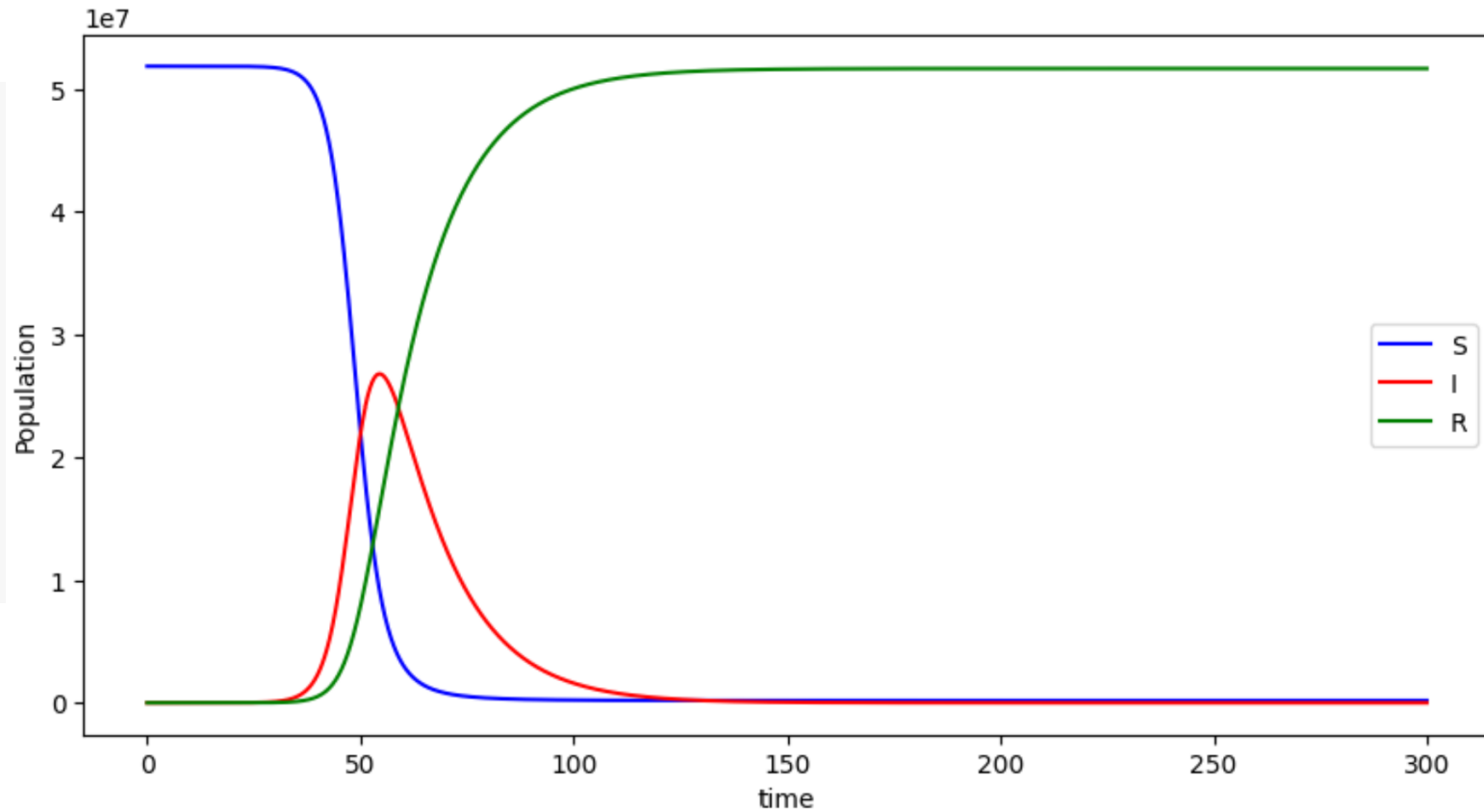
우리의 총 시간 간격은  $n$ 개이므로, 이 과정을  $n$ 번 반복해야한다.

```
for i in range(n):  
    Euler_y[i+1,:] = Euler(f, Euler_y[i,:], h)
```

# 문제 3 : COVID-19 수학 모델

S, I, R을 그림으로 그려보자.

```
plt.figure(figsize=(10,5))
plt.plot(time,Euler_y[:,0], 'b')
plt.plot(time,Euler_y[:,1], 'r')
plt.plot(time,Euler_y[:,2], 'g')
plt.xlabel('time')
plt.ylabel('Population')
plt.legend(('S', 'I', 'R'), loc='best')
plt.show()
```



# 문제 3 : COVID-19 수학 모델

테일러 급수 (Taylor series)

$$f(x) = f(a) + \frac{f'(a)}{1!}(x-a) + \frac{f''(a)}{2!}(x-a)^2 + \frac{f'''(a)}{3!}(x-a)^3 + \dots, \quad = \sum_{n=0}^{\infty} \frac{f^{(n)}(a)}{n!}(x-a)^n$$

모든 함수는 그 함수의 미분들의 한 점에서의 값으로 계산된 항의 무한합으로 나타낼 수 있다.

$x = t_{i+1}, a = t_i$ ,  
 $f(x) = f(t_{i+1}) = y_{i+1}, f(a) = f(t_i) = y_i$ , 이라고 하면

$$\begin{aligned} y_{i+1} = y_i &+ \frac{dy}{dt}(t_{i+1} - t_i) + \frac{1}{2!} \frac{d^2y}{dt^2}(t_{i+1} - t_i)^2 \\ &+ \frac{1}{3!} \frac{d^3y}{dt^3}(t_{i+1} - t_i)^3 + \frac{1}{4!} \frac{d^4y}{dt^4}(t_{i+1} - t_i)^4 + \dots \end{aligned}$$

# 문제 3 : COVID-19 수학 모델

그렇다면 다음과 같이 어떤 시간  $t_i$  라는 초기값이 주어진 미분방정식이 있다고 하자.

$$\frac{dy}{dt} = f(t, y), \quad y(t_i) = y_i$$

우리는 이  $y$ 라는 함수의 해를 어떻게 계산할 수 있을까?

어떤 시간  $t_i$ 에서  $h$ 시간 만큼 지난 시간을  $t_{i+1} = t_i + h$ 라고 하자.

그때,  $y(t_{i+1})$ 를  $y(t_i)$ 에 관한 식으로 나타낼 수 있을까?.... 있다!!!

$$\begin{aligned} y_{i+1} = y_i &+ \frac{dy}{dt}(t_{i+1} - t_i) + \frac{1}{2!} \frac{d^2y}{dt^2}(t_{i+1} - t_i)^2 \\ &+ \frac{1}{3!} \frac{d^3y}{dt^3}(t_{i+1} - t_i)^3 + \frac{1}{4!} \frac{d^4y}{dt^4}(t_{i+1} - t_i)^4 + \dots \end{aligned}$$

# 문제 3 : COVID-19 수학 모델

만약 두 단위시간의 간격  $t_{i+1} - t_i$ 가 작은 값이라면 (예를들어 1보다 작은 0에 가까운 수)

$$y_{i+1} = y_i + \frac{dy}{dt}(t_{i+1} - t_i) + \frac{1}{2!} \frac{d^2y}{dt^2}(t_{i+1} - t_i)^2 \\ + \frac{1}{3!} \frac{d^3y}{dt^3}(t_{i+1} - t_i)^3 + \frac{1}{4!} \frac{d^4y}{dt^4}(t_{i+1} - t_i)^4 + \dots$$

점점 0에 가까워 진다.

오일러 방법  
(Euler method)



$$y_{i+1} \simeq y_i + f(t_i, y_i)h + \frac{1}{2!} f'(t_i, y_i)h^2 + \frac{1}{3!} f''(t_i, y_i)h^3 + \frac{1}{4!} f'''(t_i, y_i)h^4$$

# 문제 3 : COVID-19 수학 모델

룽게-쿠타 방법 (Runge-Kutta method)

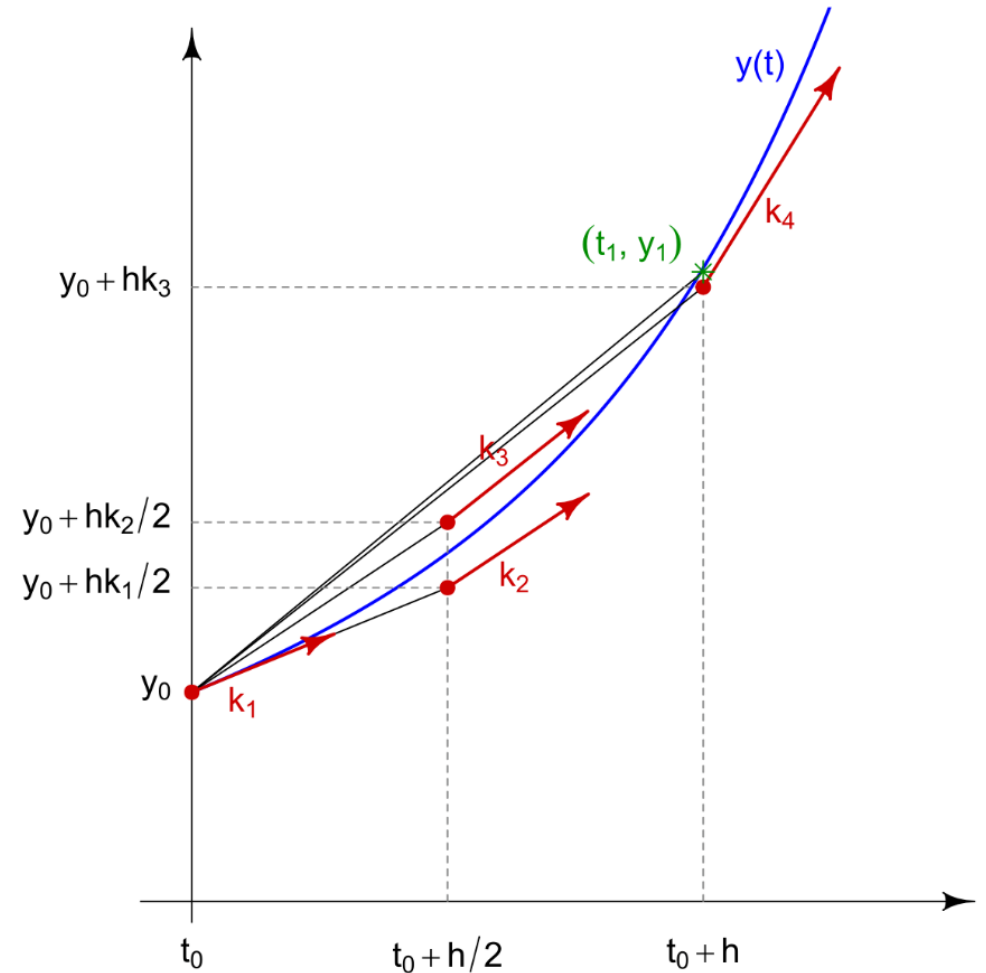
$$y_{i+1} = y_i + (a_1k_1 + a_2k_2 + a_3k_3 + a_4k_4)h$$

$$k_1 = f(t_i, y_i)$$

$$k_2 = f(t_i + \frac{1}{2}h, y_i + \frac{1}{2}k_1h)$$

$$k_3 = f(t_i + \frac{1}{2}h, y_i + \frac{1}{2}k_2h)$$

$$k_4 = f(t_i + h, y_i + k_3h)$$



# 문제 3 : COVID-19 수학 모델

$$k_1 = f(t_i, y_i)$$

$$k_2 = f(t_i + \frac{1}{2}h, y_i + \frac{1}{2}k_1h) = f(t_i, y_i) + \frac{h}{2} \frac{d}{dt} f(t_i, y_i)$$

$$k_3 = f(t_i + \frac{1}{2}h, y_i + \frac{1}{2}k_2h) = f(t_i, y_i) + \frac{h}{2} \frac{d}{dt} \left[ f(t_i, y_i) + \frac{h}{2} \frac{d}{dt} f(t_i, y_i) \right]$$

$$k_4 = f(t_i + h, y_i + k_3h) = f(t_i, y_i) + h \frac{d}{dt} \left[ f(t_i, y_i) + \frac{h}{2} \frac{d}{dt} \left[ f(t_i, y_i) + \frac{h}{2} \frac{d}{dt} f(t_i, y_i) \right] \right]$$

$$\begin{aligned} y_{i+1} = y_i &+ \left[ a_1 f(t_i, y_i) + a_2 \left\{ f(t_i, y_i) + \frac{h}{2} \frac{d}{dt} f(t_i, y_i) \right\} \right] h \\ &+ \left[ a_3 \left\{ f(t_i, y_i) + \frac{h}{2} \frac{d}{dt} \left[ f(t_i, y_i) + \frac{h}{2} \frac{d}{dt} f(t_i, y_i) \right] \right\} \right] h \\ &+ \left[ a_4 \left\{ f(t_i, y_i) + h \frac{d}{dt} \left[ f(t_i, y_i) + \frac{h}{2} \frac{d}{dt} \left[ f(t_i, y_i) + \frac{h}{2} \frac{d}{dt} f(t_i, y_i) \right] \right] \right\} \right] h \end{aligned}$$

$$= y_i + (a_1 + a_2 + a_3 + a_4) f(t_i, y_i) h + \left( \frac{1}{2} a_2 + \frac{1}{2} a_3 + a_4 \right) f'(t_i, y_i) h^2$$

$$+ \left( \frac{1}{4} a_3 + \frac{1}{2} a_4 \right) f''(t_i, y_i) h^3 + \frac{1}{4} a_4 f'''(t_i, y_i) h^4$$



$$a_1 = \frac{1}{6}, a_2 = \frac{1}{3}, a_3 = \frac{1}{3}, a_4 = \frac{1}{6}$$

$$y_{i+1} \simeq y_i + f(t_i, y_i) h + \frac{1}{2!} f'(t_i, y_i) h^2 + \frac{1}{3!} f''(t_i, y_i) h^3 + \frac{1}{4!} f'''(t_i, y_i) h^4$$

# 문제 3 : COVID-19 수학 모델

그럼 어떻게 룬게-쿠타 방법을 적용할까?

$$\frac{d}{dt}S(t) = -\beta S(t) \frac{I(t)}{N}$$

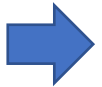
$$\frac{d}{dt}I(t) = \beta S(t) \frac{I(t)}{N} - \gamma I(t)$$

$$\frac{d}{dt}R(t) = \gamma I(t)$$

$$S(0) = S_0, I(0) = I_0, R(0) = R_0,$$

룬게-쿠타 방법 (Runge-Kutta method)

$$\frac{dy}{dt} = f(t, y), \quad y(t_i) = y_i$$

 
$$y_{i+1} = y_i + \frac{1}{6}(k_1 + 2k_2 + 2k_3 + k_4)h$$

이때 여기서,

$$k_1 = f(t_i, y_i)$$

$$k_2 = f(t_i + \frac{1}{2}h, y_i + \frac{1}{2}k_1h)$$

$$k_3 = f(t_i + \frac{1}{2}h, y_i + \frac{1}{2}k_2h)$$

$$k_4 = f(t_i + h, y_i + k_3h)$$



# 문제 3 : COVID-19 수학 모델

그럼 어떻게 룬게-쿠타 방법을 적용할까?

룬게-쿠타 방법 (Runge-Kutta method)

$$\begin{aligned}\frac{d}{dt} S(t) &= -\beta S(t) \frac{I(t)}{N} \\ \frac{d}{dt} I(t) &= \beta S(t) \frac{I(t)}{N} - \gamma I(t) \\ \frac{d}{dt} R(t) &= \gamma I(t)\end{aligned}$$

$$S(0) = S_0, I(0) = I_0, R(0) = R_0,$$

$$\frac{dy}{dt} = f(t, y), \quad y(t_i) = y_i$$

$$\Rightarrow y_{i+1} = y_i + \frac{1}{6}(k_1 + 2k_2 + 2k_3 + k_4)h$$

이때 여기서,

$$k_1 = f(t_i, y_i)$$

$$k_2 = f(t_i + \frac{1}{2}h, y_i + \frac{1}{2}k_1h)$$

$$k_3 = f(t_i + \frac{1}{2}h, y_i + \frac{1}{2}k_2h)$$

$$k_4 = f(t_i + h, y_i + k_3h)$$

# 문제 3 : COVID-19 수학 모델

그럼 어떻게 룬게-쿠타 방법을 적용할까?

룬게-쿠타 방법 (Runge-Kutta method)

$$\begin{aligned}\frac{d}{dt}S(t) &= -\beta S(t) \frac{I(t)}{N} \\ \frac{d}{dt}I(t) &= \beta S(t) \frac{I(t)}{N} - \gamma I(t) \\ \frac{d}{dt}R(t) &= \gamma I(t)\end{aligned}$$

$$S(0) = S_0, I(0) = I_0, R(0) = R_0,$$

$$\frac{dy}{dt} = f(t, y), \quad y(t_i) = y_i$$

$$\Rightarrow y_{i+1} = y_i + \frac{1}{6}(k_1 + 2k_2 + 2k_3 + k_4)h$$

이때 여기서,

$$k_1 = f(t_i, y_i)$$

$$k_2 = f(t_i + \frac{1}{2}h, y_i + \frac{1}{2}k_1h)$$

$$k_3 = f(t_i + \frac{1}{2}h, y_i + \frac{1}{2}k_2h)$$

$$k_4 = f(t_i + h, y_i + k_3h)$$

# 문제 3 : COVID-19 수학 모델

그럼 어떻게 룬게-쿠타 방법을 적용할까?

$$\frac{d}{dt}S(t) = -\beta S(t) \frac{I(t)}{N}$$

$$\frac{d}{dt}I(t) = \beta S(t) \frac{I(t)}{N} - \gamma I(t)$$

$$\frac{d}{dt}R(t) = \gamma I(t)$$

$$S(0) = S_0, I(0) = I_0, R(0) = R_0,$$

룬게-쿠타 방법 (Runge-Kutta method)

$$\frac{dy}{dt} = f(t, y), \quad y(t_i) = y_i$$



$$y_{i+1} = y_i + \frac{1}{6}(k_1 + 2k_2 + 2k_3 + k_4)h$$

이때 여기서,

$$k_1 = f(t_i, y_i)$$

$$k_2 = f(t_i + \frac{1}{2}h, y_i + \frac{1}{2}k_1h)$$

$$k_3 = f(t_i + \frac{1}{2}h, y_i + \frac{1}{2}k_2h)$$

$$k_4 = f(t_i + h, y_i + k_3h)$$

# 문제 3 : COVID-19 수학 모델

룽게-쿠타 방법 (Runge-Kutta method) k1 계산

```
RK4_y = np.zeros((n+1,3))  
RK4_y[0,:] = initial_value
```

```
S0 = RK4_y[0,0]  
I0 = RK4_y[0,1]  
R0 = RK4_y[0,2]  
k1 = f(np.array([S0, I0, R0]))
```

$$k_1 = f(t_i, y_i)$$

$$\frac{d}{dt}S(t) = -\beta S(t) \frac{I(t)}{N}$$

$$\frac{d}{dt}I(t) = \beta S(t) \frac{I(t)}{N} - \gamma(t)I(t)$$

$$\frac{d}{dt}R(t) = \gamma(t)I(t)$$

$$S(0) = S_0, I(0) = I_0, R(0) = R_0,$$

# 문제 3 : COVID-19 수학 모델

룽게-쿠타 방법 (Runge-Kutta method) 계산

$$k_2 = f(t_i + \frac{1}{2}h, y_i + \frac{1}{2}k_1h)$$

$$k_3 = f(t_i + \frac{1}{2}h, y_i + \frac{1}{2}k_2h)$$

$$k_4 = f(t_i + h, y_i + k_3h)$$

```
S0_2 = RK4_y[0,0]+k1[0]*h/2  
I0_2 = RK4_y[0,1]+k1[1]*h/2  
R0_2 = RK4_y[0,2]+k1[2]*h/2  
k2 = f(np.array([S0_2, I0_2, R0_2]))
```

```
S0_3 = RK4_y[0,0]+k2[0]*h/2  
I0_3 = RK4_y[0,1]+k2[1]*h/2  
R0_3 = RK4_y[0,2]+k2[2]*h/2  
k3 = f(np.array([S0_3, I0_3, R0_3]))
```

```
S0_4 = RK4_y[0,0]+k3[0]*h  
I0_4 = RK4_y[0,1]+k3[1]*h  
R0_4 = RK4_y[0,2]+k3[2]*h  
k4 = f(np.array([S0_4, I0_4, R0_4]))
```



$$y_{i+1} = y_i + \frac{1}{6}(k_1 + 2k_2 + 2k_3 + k_4)h$$

```
RK4_y[1,:]=RK4_y[0,:]+h*(k1+2*k2+2*k3+k4)/6
```

# 문제 3 : COVID-19 수학 모델

룽게-쿠타 방법 (Runge-Kutta method) 함수화

```
def rk4(f, y_t, h):  
    k1 = f(y_t)  
    k2 = f(y_t+k1*h/2)  
    k3 = f(y_t+k2*h/2)  
    k4 = f(y_t+k3*h)  
    y_t1 = y_t+h*(k1+2*k2+2*k3+k4)/6  
    return y_t1
```

# 문제 3 : COVID-19 수학 모델

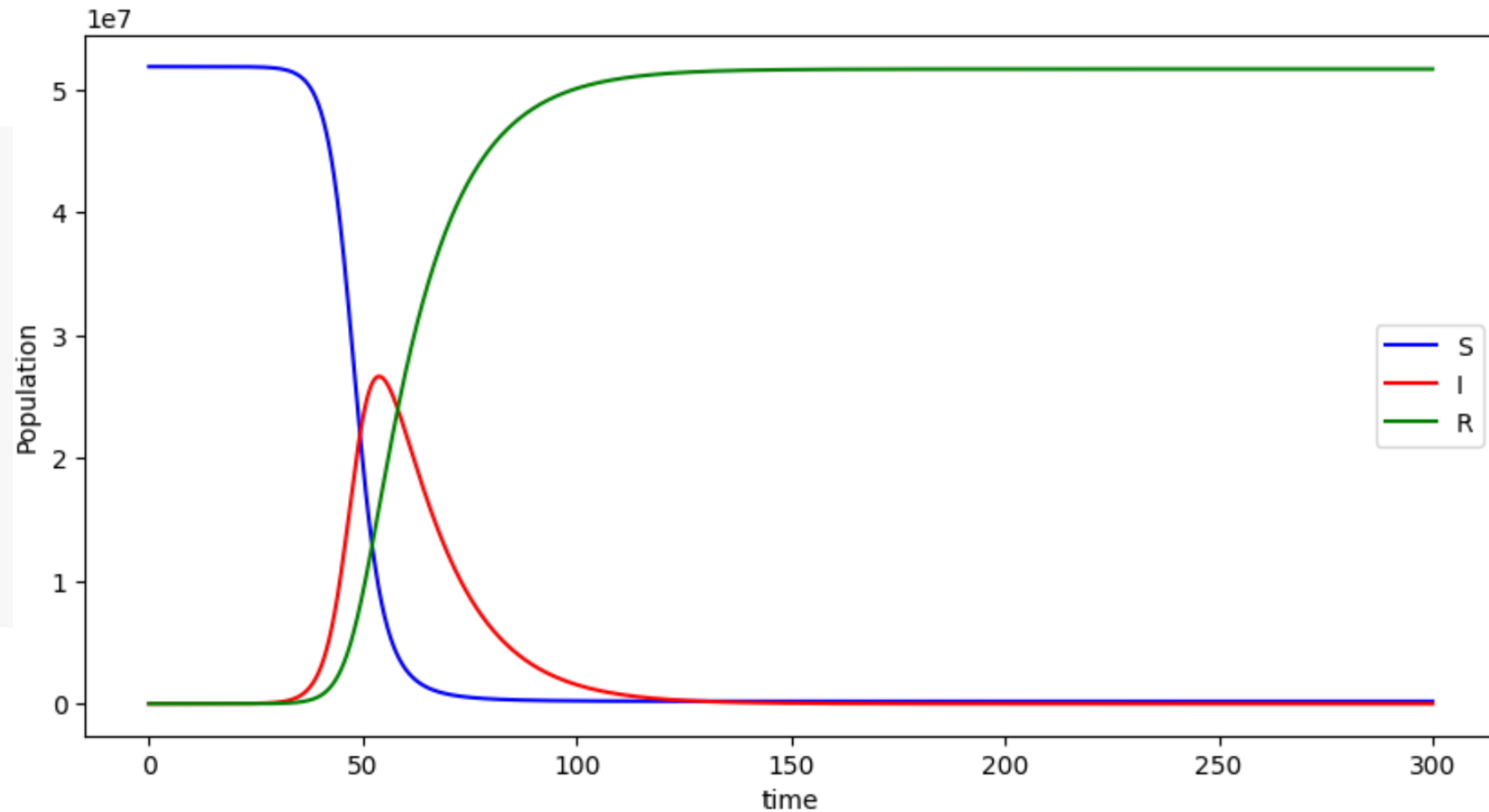
우리의 총 시간 간격은  $n$ 개이므로, 이 과정을  $n$ 번 반복해야한다.

```
for i in range(n):  
    RK4_y[i+1,:] = rk4(f, RK4_y[i,:], h)
```

# 문제 3 : COVID-19 수학 모델

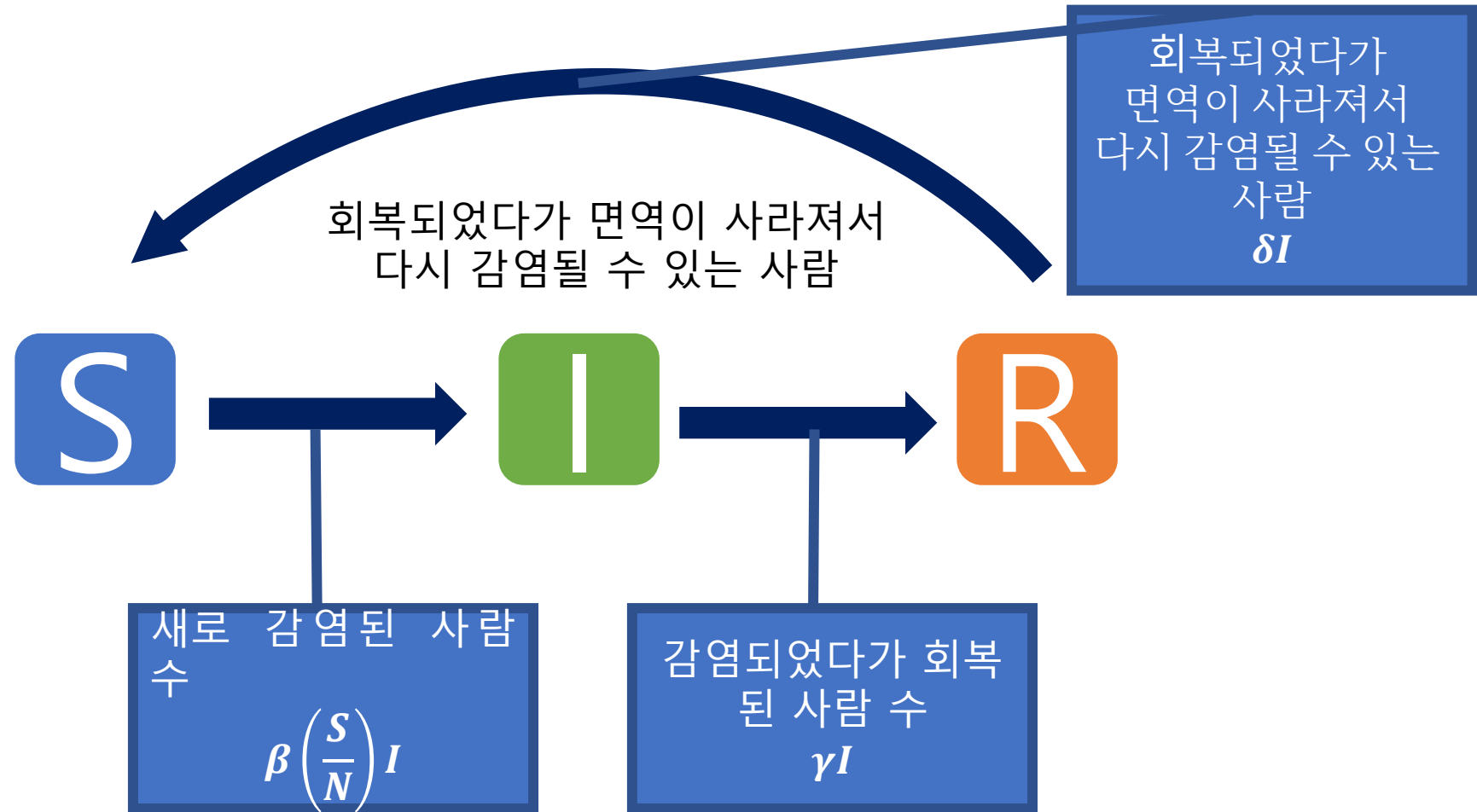
S, I, R을 그림으로 그려보자.

```
plt.figure(figsize=(10,5))
plt.plot(time,RK4_y[:,0], 'b')
plt.plot(time,RK4_y[:,1], 'r')
plt.plot(time,RK4_y[:,2], 'g')
plt.xlabel('time')
plt.ylabel('Population')
plt.legend(('S', 'I', 'R'), loc='best')
plt.show()
```





# 문제 3 : COVID-19 수학 모델



# 문제 3 : COVID-19 수학 모델

## 재감염에 대한 보도자료

[http://ncov.mohw.go.kr/tcmBoardView.do?brdId=3&brdGubun=31&dataGubun=&ncvContSeq=6812&board\\_id=312&contSeq=6812](http://ncov.mohw.go.kr/tcmBoardView.do?brdId=3&brdGubun=31&dataGubun=&ncvContSeq=6812&board_id=312&contSeq=6812)

○ 7월간 발생한 2회감염 추정사례의 평균 소요기간은 154~165일(약 5개월)로 '22년 6월까지 발생한 2회감염 추정사례(평균 229일) 보다 약 60여 일 빨라져, 최초감염 후 2회감염이 발생하는 기간이 단축된 것으로 나타났다.

★ 2회감염 소요기간 : 2회감염일 - 최초감염일

$$\delta = \frac{1}{229} \text{로 가정}$$

# 문제 3 : COVID-19 수학 모델

SIR COVID-19 수학 모델  
(연속 모형, 상미분방정식)

$$\frac{d}{dt}S(t) = -\beta S(t) \frac{I(t)}{N} + \delta R(t)$$

$$\frac{d}{dt}I(t) = \beta S(t) \frac{I(t)}{N} - \gamma I(t)$$

$$\frac{d}{dt}R(t) = \gamma I(t) - \delta R(t)$$

# 문제 3 : COVID-19 수학 모델

중국 내 신종 코로나 바이러스 감염증 환자 1명이 만들어 내는 최대 감염된 사람 수가 3.6명까지 증가했다는 분석이 나왔다. 보통 감염병 환자 1명이 다른 사람에게 바이러스를 옮길 수 있는 감염력을 '재생산지수'(R)라는 개념으로 추정한다. 이 지수치가 1이면 한 사람이 다른 한 사람에게만 바이러스를 감염시킨다는 의미다. 재생산지수가 높아질수록 감염력이 강하다고 볼 수 있다. 메르스(MERS, 중동호흡기증후군)와 사스(SARS, 중증급성호흡기증후군)의 재생산지수는 각각 0.4~0.9명, 4명이었다. 다만, 메르스의 경우 2015년 한국에서 유행할 당시만 보면 재생산지수가 4명에 달했다.

출처: 중국 신종코로나 1명이 최대 3.6명 전파...한국 '메르스' 수준  
<https://www.yna.co.kr/view/AKR20200205164500017>

# 문제 3 : COVID-19 수학 모델

## 기초감염재생산수( $R_0$ , Basic reproduction number)

최초 감염자가 감염기간 동안에 감염시킬 수 있는 2차 감염자의 수

$$R_0 = \text{감염 확률} \times \text{접촉빈도} \times \text{전파기간}$$

transmissibility      number of contact      Duration of infectious  
per day      period

## 감염 확산 방지 정책

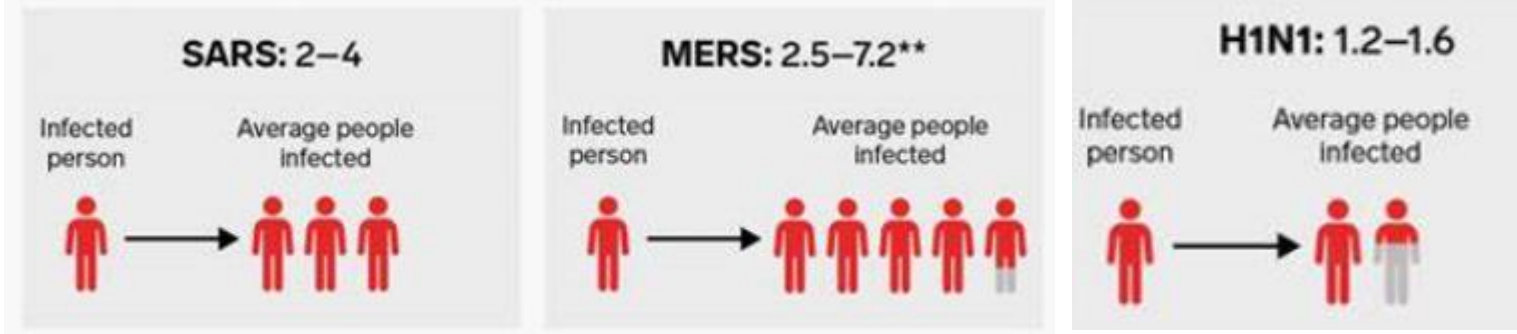


# 문제 3 : COVID-19 수확 모델

기초감염재생산수( $R_0$ , Basic reproduction number)

- 감염병 확산 규정의 중요한 지표

- 홍역: 12-18
- 인플루엔자: 1-3



# 문제 3 : COVID-19 수학 모델

단위 시간당 접촉

환자들의 감염 전파기간

$$\mathcal{R}_0 = \alpha \times p \times \frac{1}{\gamma} = \frac{\beta}{\gamma}$$

접촉 당 감염될 확률

# 문제 3 : COVID-19 수학 모델

질병이 사라지는 조건  $\longleftrightarrow R_0 < 1$

질병이 사라지지 않고  
계속 남아 있을 조건  $\longleftrightarrow R_0 > 1$



## 문제 3 : COVID-19 수학 모델

고정점과 안정성 검사

# 문제 3 : COVID-19 수학 모델

기존 수식에서 재감염을 적용해보자.

```
delta = 1/229
```

```
def f2(y_t):  
    S, I, R = y_t  
    dS = -beta*S*I/N + delta*R  
    dI = beta*S*I/N - gamma*I  
    dR = gamma*I - delta*R  
    k = np.array([dS, dI, dR])  
    return k
```

$$\frac{d}{dt}S(t) = -\beta S(t) \frac{I(t)}{N} + \delta R(t)$$

$$\frac{d}{dt}I(t) = \beta S(t) \frac{I(t)}{N} - \gamma I(t)$$

$$\frac{d}{dt}R(t) = \gamma I(t) - \delta R(t)$$

## 문제 3 : COVID-19 수학 모델

y를 y2로 새로 정의하고, 변경된 함수로 룽게-쿠타를 다시 적용하여 시뮬레이션 해보자.

```
y2 = np.zeros((n+1,3))  
y2[0,:] = initial_value
```

```
for i in range(n):  
    y2[i+1,:] = rk4(f2, y2[i,:], h)
```

# 문제 3 : COVID-19 수학 모델

그럼 현재 코드에서 기초감염재생산수는??

$R_0 = \text{beta} / \text{gamma}$

$R_0$

5.60000000000000005 >1



질병이 사라지지 않고  
계속 남아 있을 조건



$R_0 > 1$

단위 시간당 접촉

환자들의 감염 전파기간

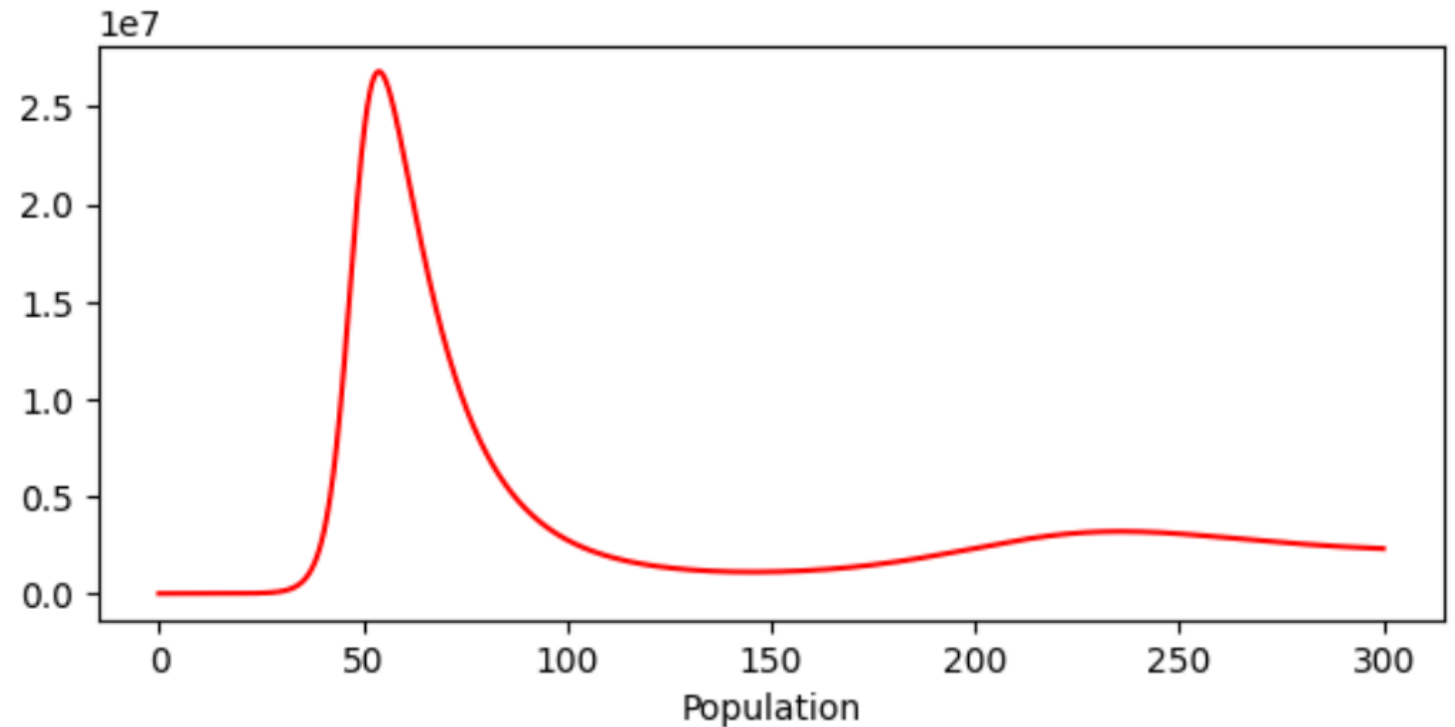
$$R_0 = \alpha \times p \times \frac{1}{\gamma} = \frac{\beta}{\gamma}$$

접촉 당 감염될 확률

# 문제 3 : COVID-19 수학 모델

실제 감염자인  $I$ 가 0이 되지 않는지 그림으로 그려보자.

```
plt.figure(figsize=(7,3))  
plt.plot(time,y2[:,1],'r')  
plt.xlabel('time')  
plt.xlabel('Population')  
plt.show()
```



## 문제 3 : COVID-19 수학 모델

그럼 기초감염재생산수( $R_0$ )를 1보다 작게 하려면 어떻게 해야할까??



$\beta$ 를 낮추거나  $\gamma$ 를 높여야 한다.



$\beta = 0.05$ 로 변경하여 다시 시뮬레이션 해보자.

# 문제 3 : COVID-19 수학 모델

```
beta = 0.05
```

```
y2 = np.zeros((n+1,3))  
y2[0,:] = initial_value
```

```
for i in range(n):  
    y2[i+1,:] = rk4(f2, y2[i,:], h)
```

```
R0 = beta/gamma
```

```
R0
```

0.700000000000000001 <1

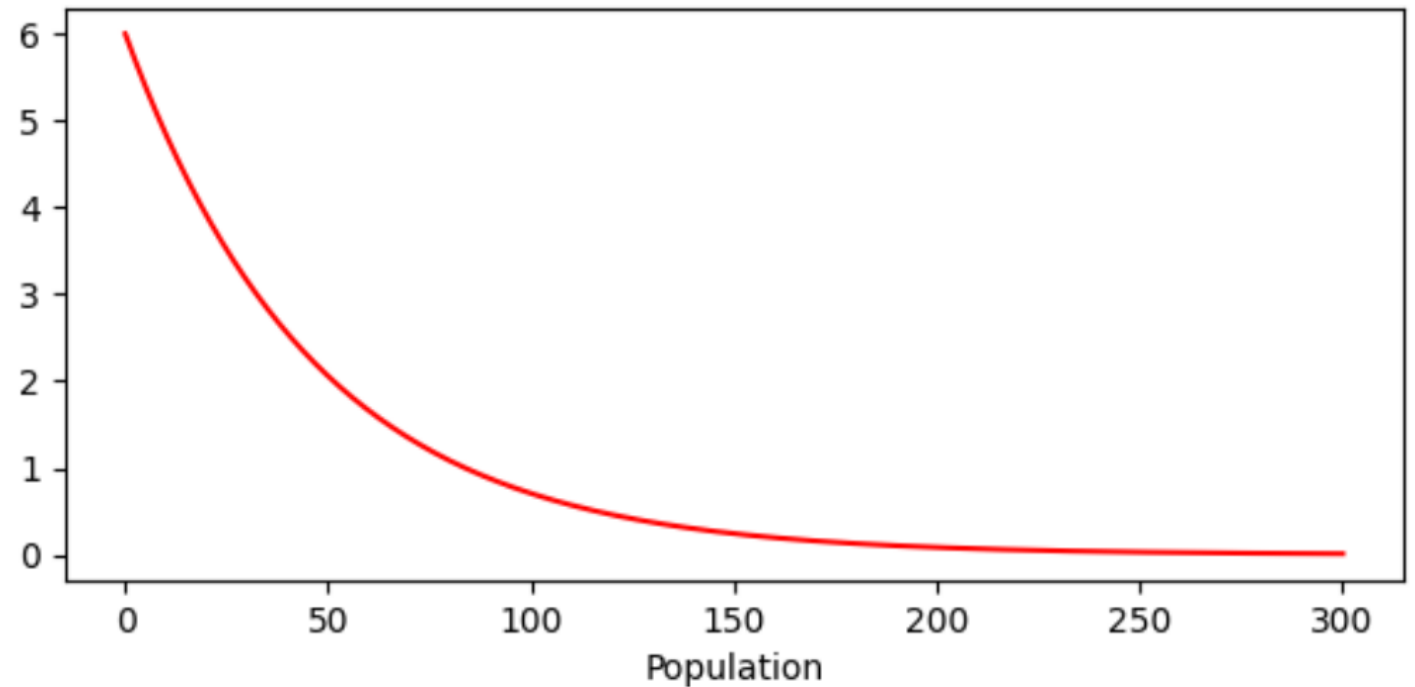


질병이 사라지는 조건  $\longleftrightarrow R_0 < 1$

# 문제 3 : COVID-19 수학 모델

실제 감염자인  $I$ 가 0이 되는지 그림으로 그려보자.

```
plt.figure(figsize=(7,3))  
plt.plot(time,y2[:,1],'r')  
plt.xlabel('time')  
plt.xlabel('Population')  
plt.show()
```





# Thank you

---

