

統計演習 1 中央極限定理

平均すると、何でも正規分布に収まる

統計演習 2 T検定

多数集めると差が見える

統計演習 3 最小二乗法

一番フィットする関数は

統計演習 1 中央極限定理

平均すると、何でも正規分布に収まる

統計演習 2 T検定

多数集めると差が見える

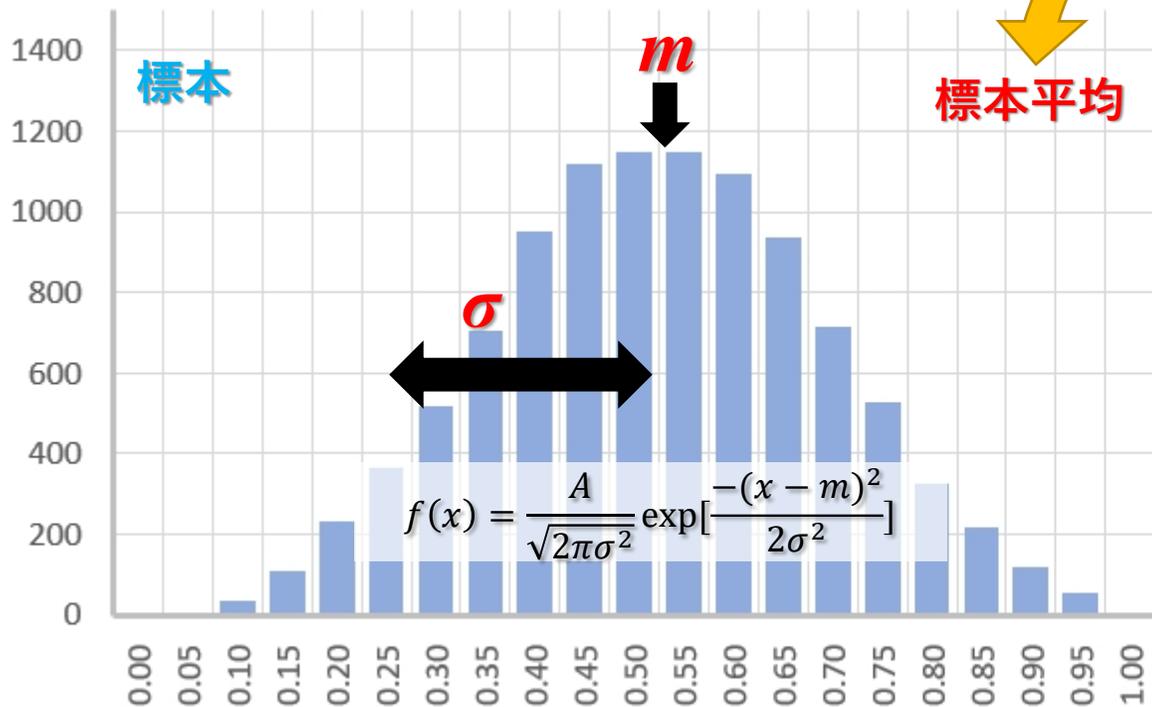
統計演習 3 最小二乗法

一番フィットする関数は

中央極限定理

もとの分布がどのようなものであっても、ランダムに抽出して求めた平均値は正規分布となる。

$N = 3$



任意抽出したデータの平均値は正規分布

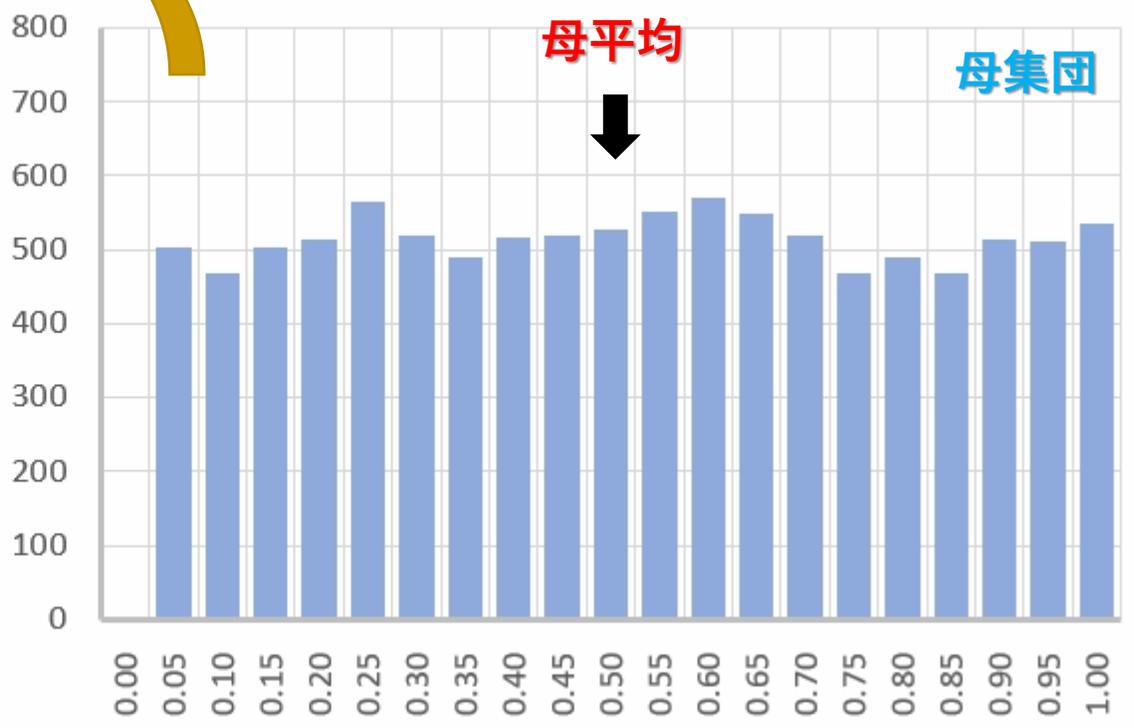
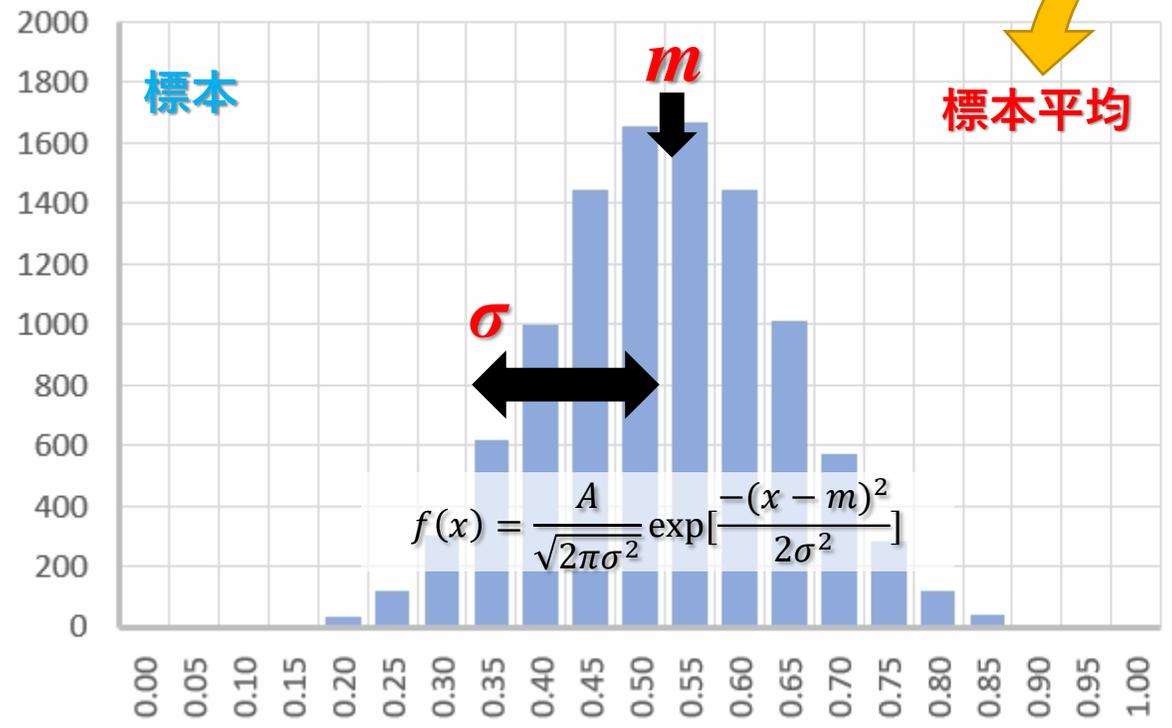
ランダムな数値

- データ数が少ないと平均値の偏差は大きい
- $m \pm \sigma$ の中に 68.2% (約 7 割) のデータを含む
- 母平均 \neq 標本平均となるのが通常

中央極限定理

もとの分布がどのようなものであっても、ランダムに抽出して求めた平均値は正規分布となる。

N = 6



任意抽出したデータの平均値は正規分布

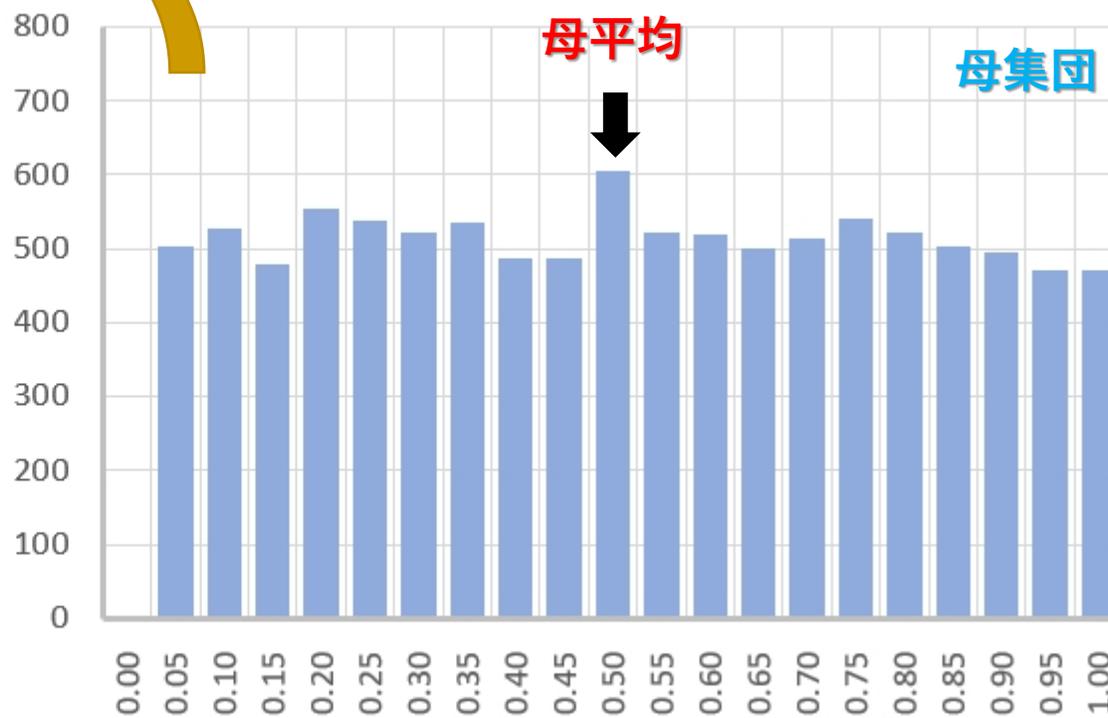
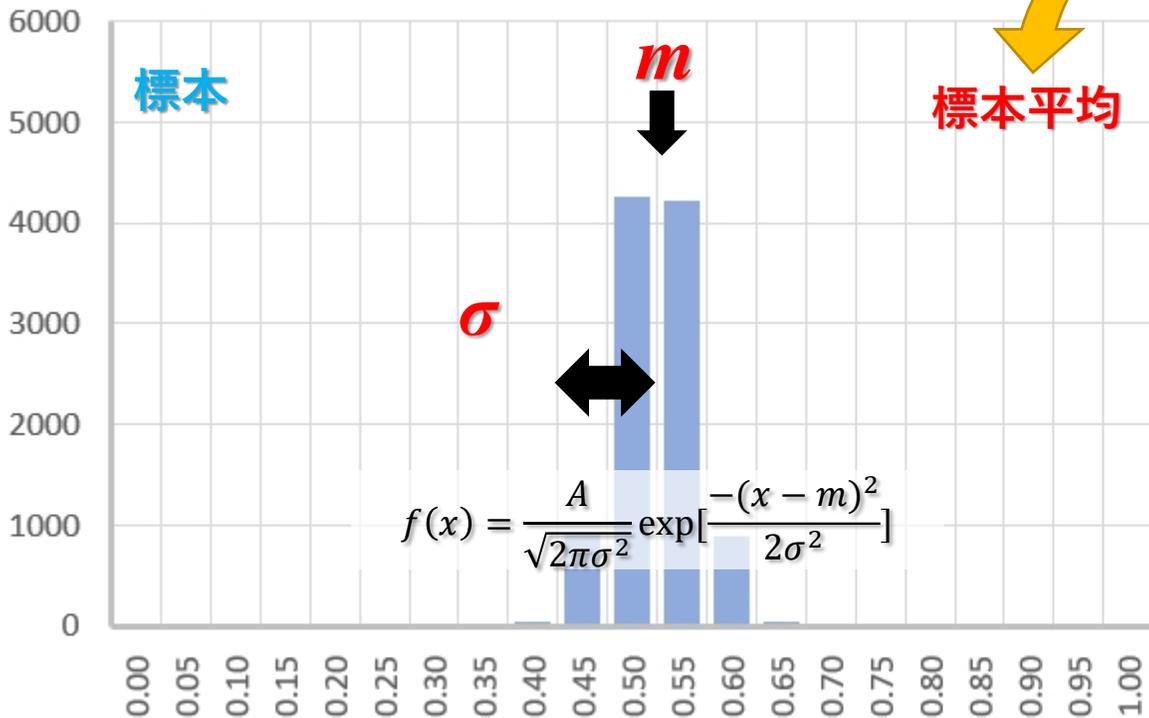
ランダムな数値

●データ数が中程度ならば、中程度の偏差

中央極限定理

もとの分布がどのようなものであっても、ランダムに抽出して求めた平均値は正規分布となる。

$N = 60$



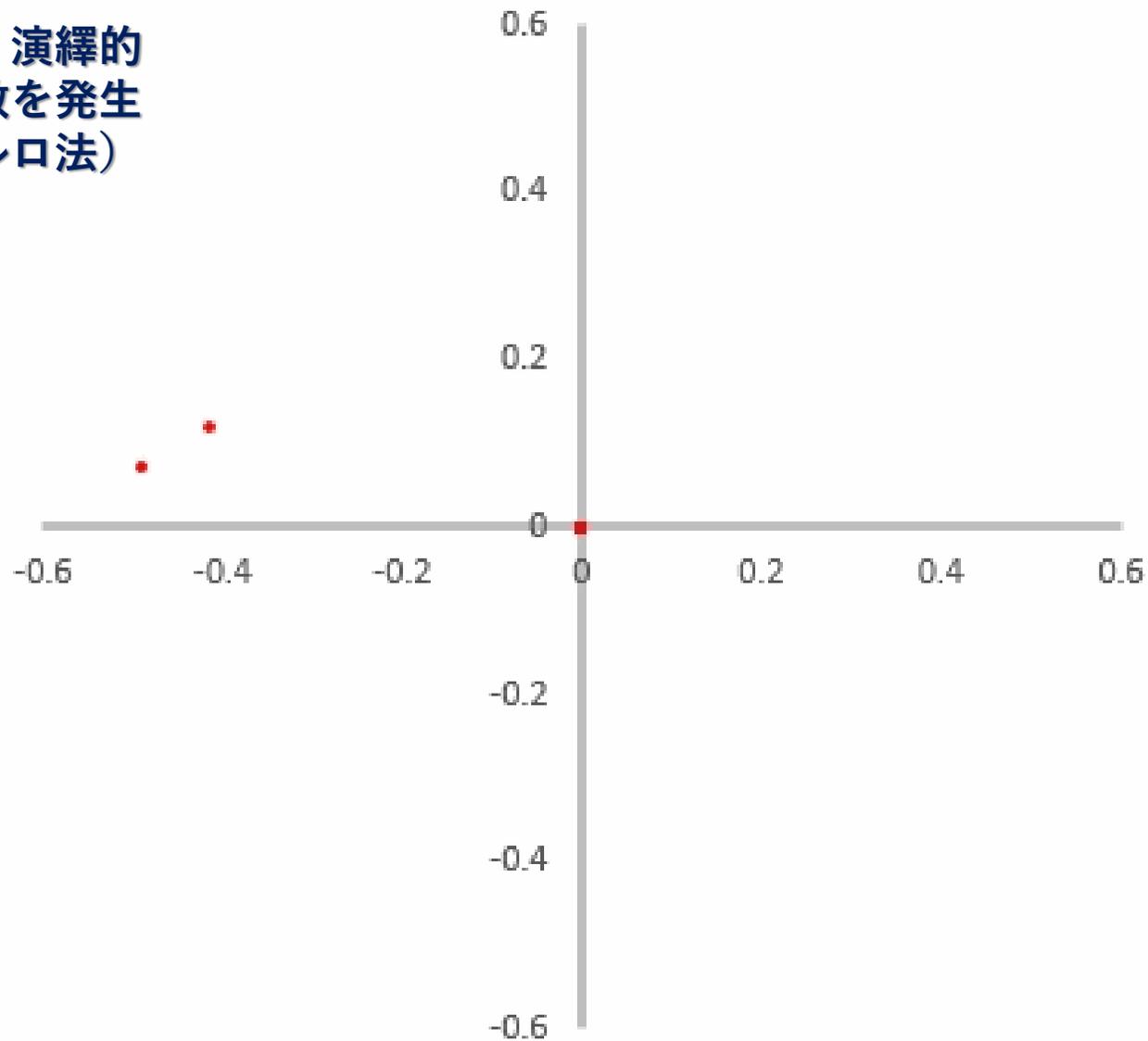
任意抽出したデータの平均値は正規分布

ランダムな数値

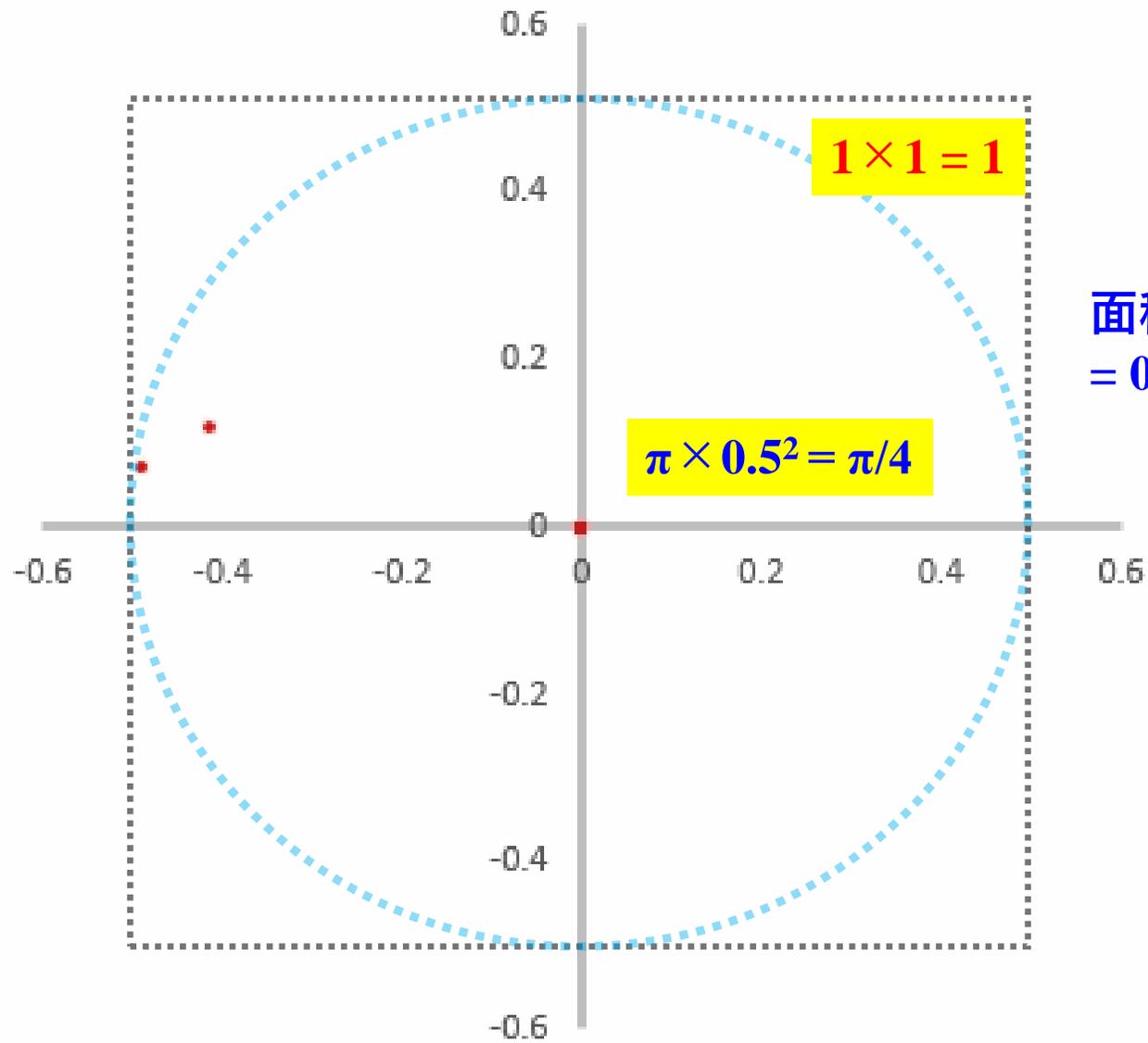
●データ数が多いと、平均値（標本平均）の偏りは小さく、より正確に元の平均値（母平均）を反映

乱数計算の応用

明確な関数や理論によって、演繹的に予測できない現象を、乱数を発生させて予測する（モンテカルロ法）



課題：中心から0.5
(単位なし)の距離以
内の点の数を数える

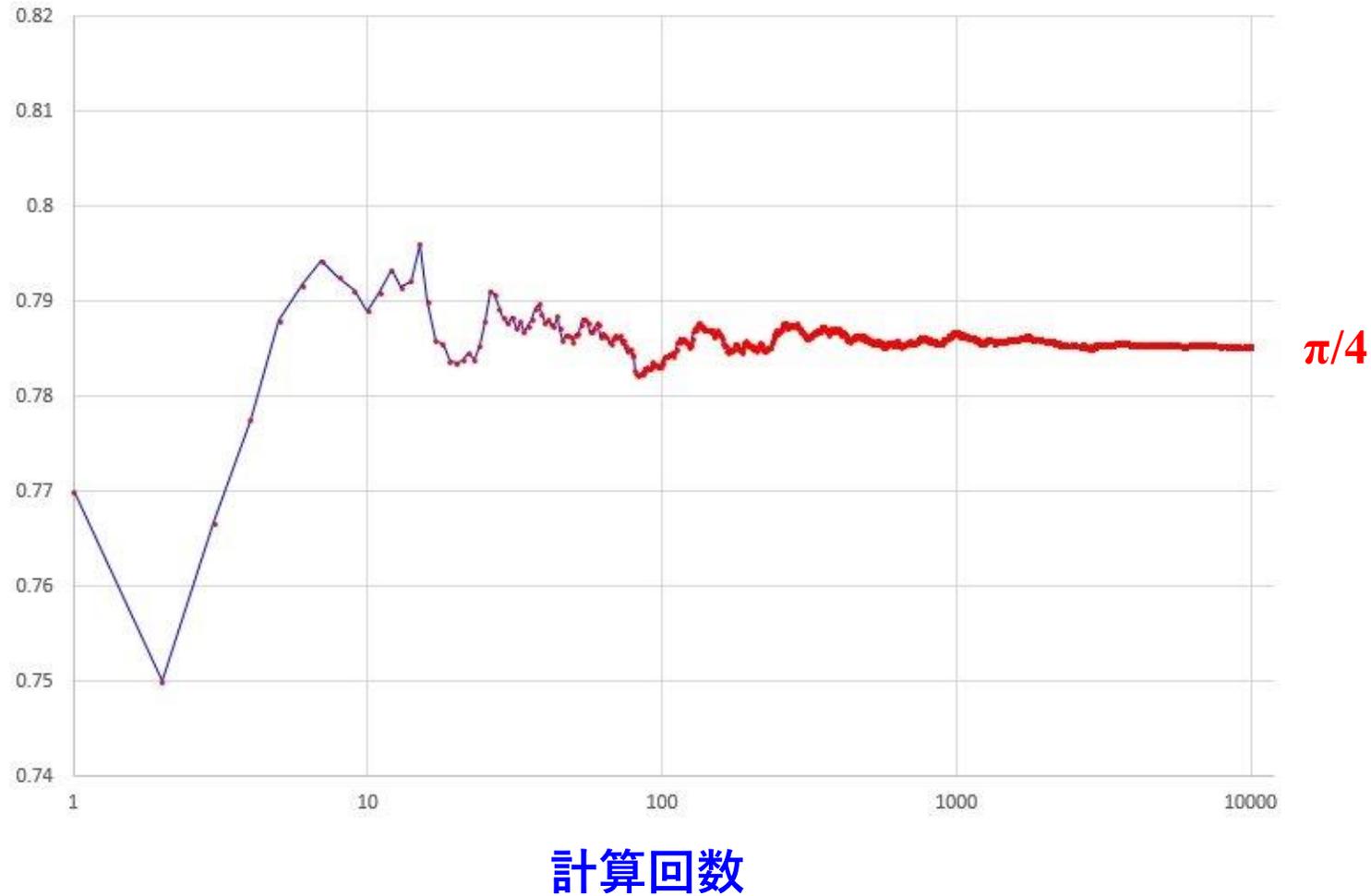


面積比 = $\pi/4$
= 0.785398163397448...

モンテカルロ法

計算ごとに結果は少しずつ異なるが、同じ数値に近づく。

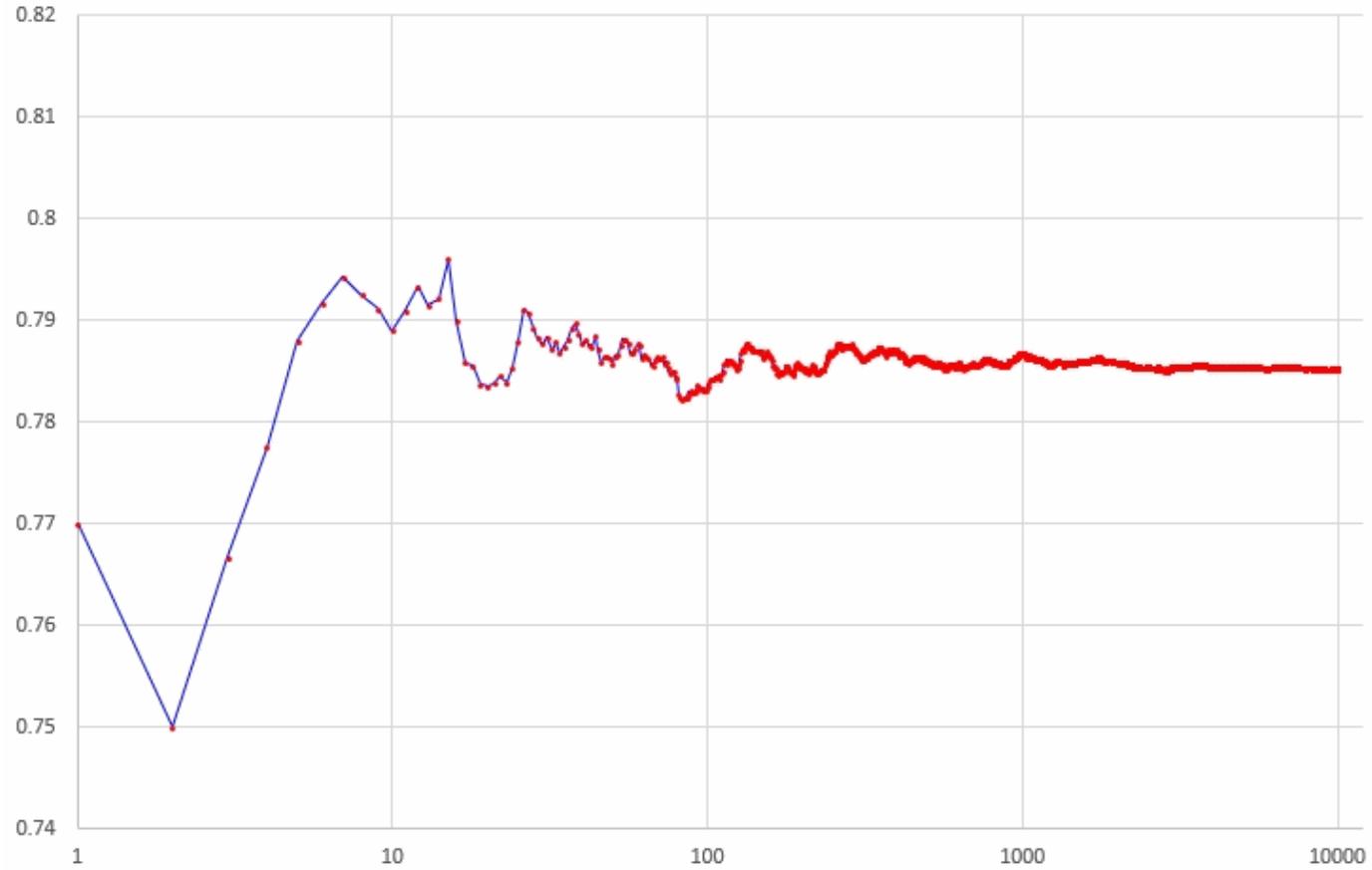
面積比



モンテカルロ法

計算ごとに結果は少しずつ異なるが、同じ数値に近づく。

面積比



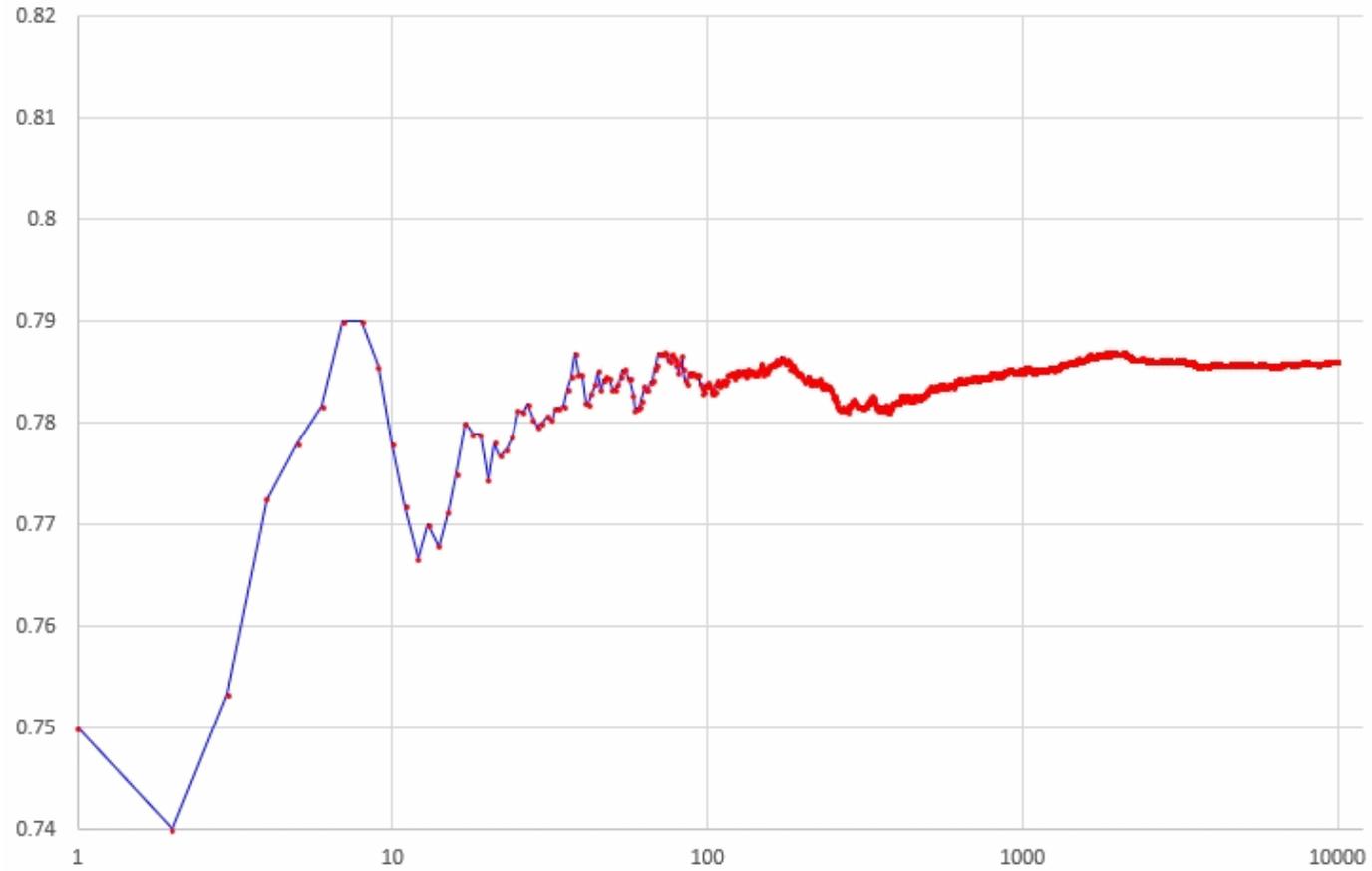
$\pi/4$

計算回数

モンテカルロ法

計算ごとに結果は少しずつ異なるが、同じ数値に近づく。

面積比



計算回数

$\pi/4$

統計演習 1 中央極限定理

平均すると、何でも正規分布に収まる

統計演習 2 T検定

多数集めると差が見える

統計演習 3 最小二乗法

一番フィットする関数は

T検定

命題：2つのグループの母平均は異なるか？

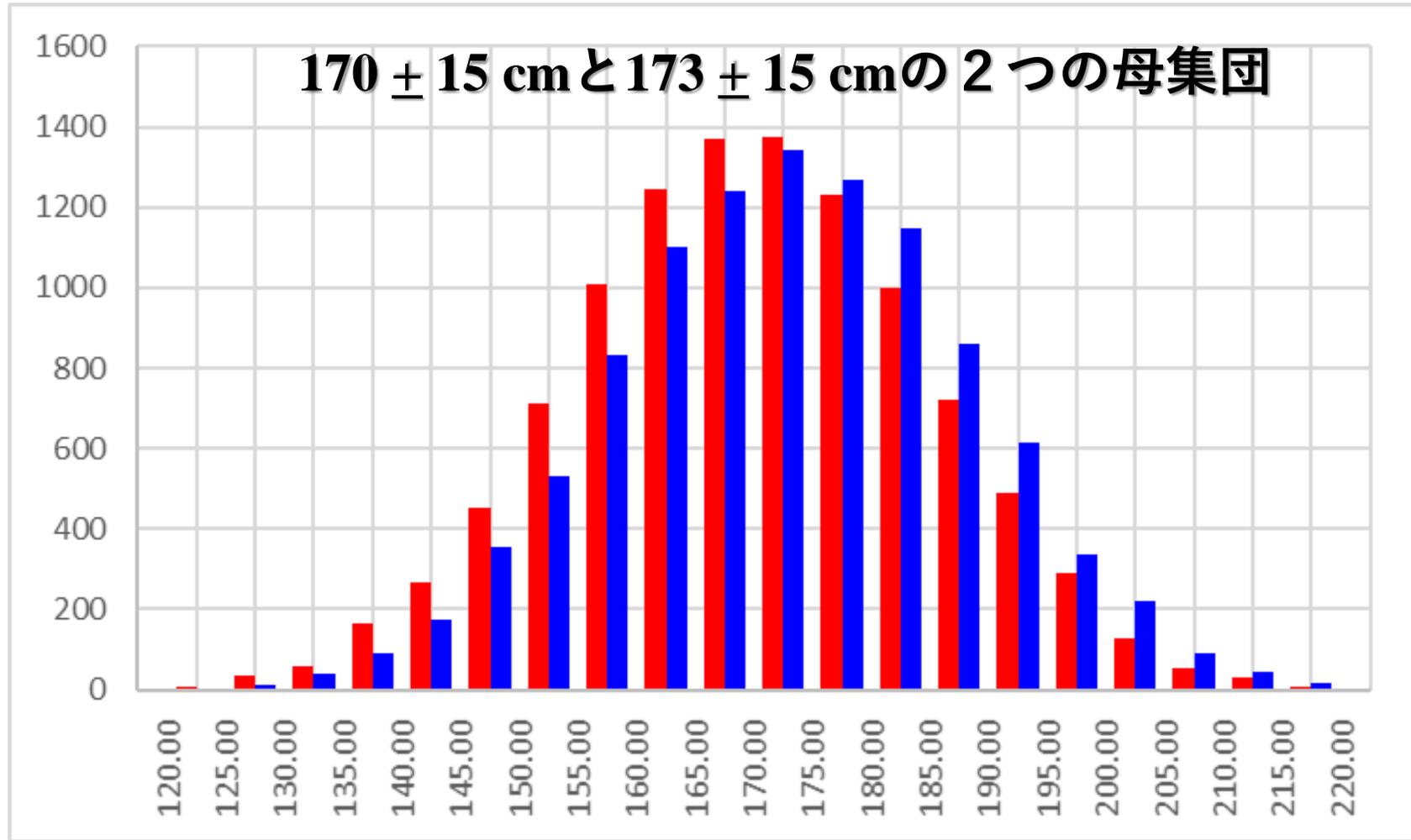


帰無仮説を否定できる確率 p

一般に $P < 0.01 \sim 0.001$ の場合、元の2つの集団の平均は同じではないと言う。



有意差がある
‘Significant difference’



標本数 (n) によって示せる有意差が異なる。

$$p = 0.254 \pm 0.140 \quad (n=3, p = 0.00437 \sim 0.492)$$

$$p = 0.210 \pm 0.137 \quad (n=30, p = 0.00107 \sim 0.494)$$

$$p = 0.0468 \pm 0.101 \quad (n=300, p = 0.00000204 \sim 0.482)$$

T検定

命題：2つのグループの母平均は異なるか？

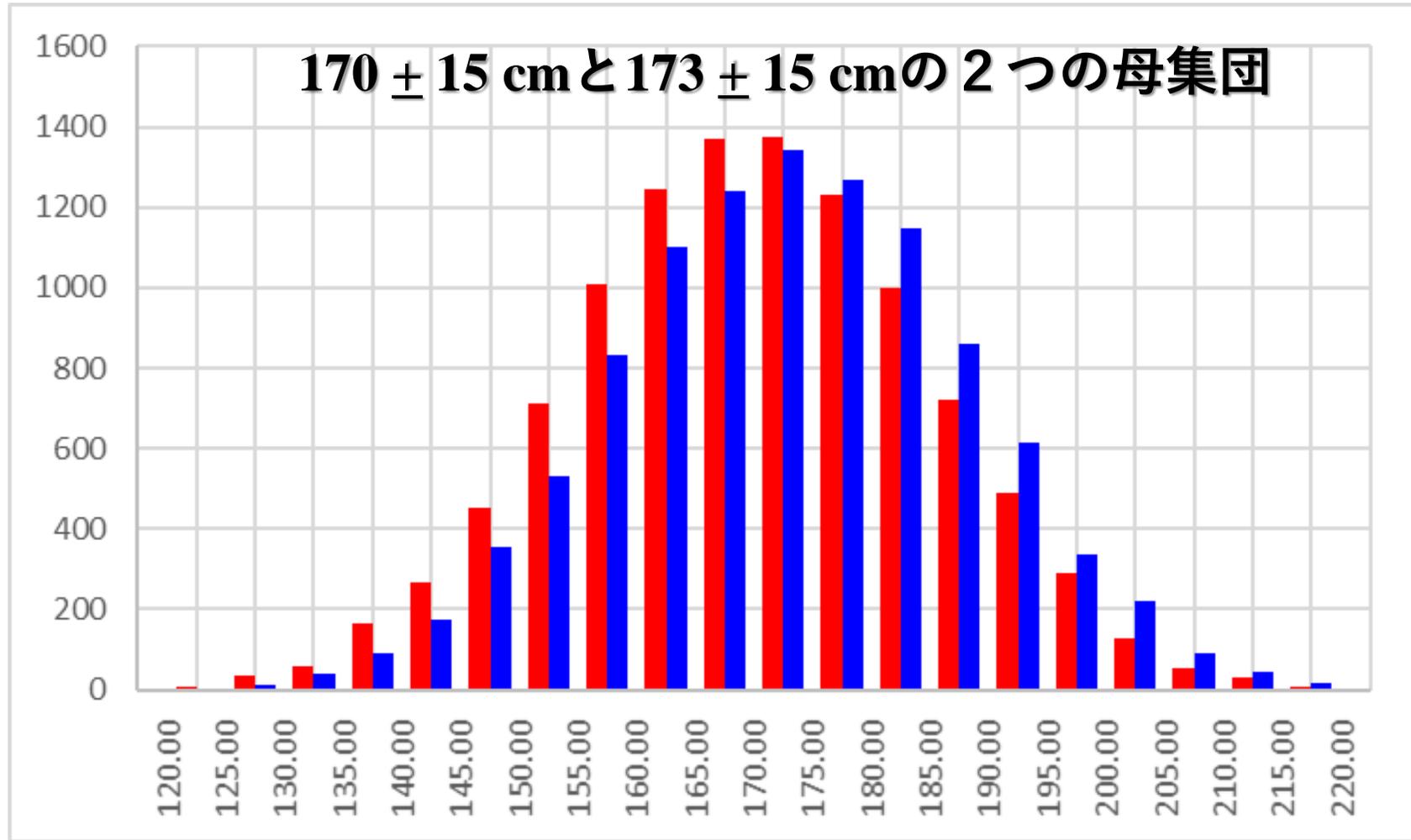


帰無仮説を否定できる確率 p

一般に $P < 0.01 \sim 0.001$ の場合、元の2つの集団の平均は同じではないと言う。



有意差がある
‘Significant difference’



標本数 (n) によって示せる有意差が異なる。

- n ~ 3程度では、有意差を示すことは難しい。
- n ~ 30程度で、有意差を示せることがある。
- n ~ 300では、有意差を示すことが可能である。

T検定

命題：2つのグループの母平均は異なるか？

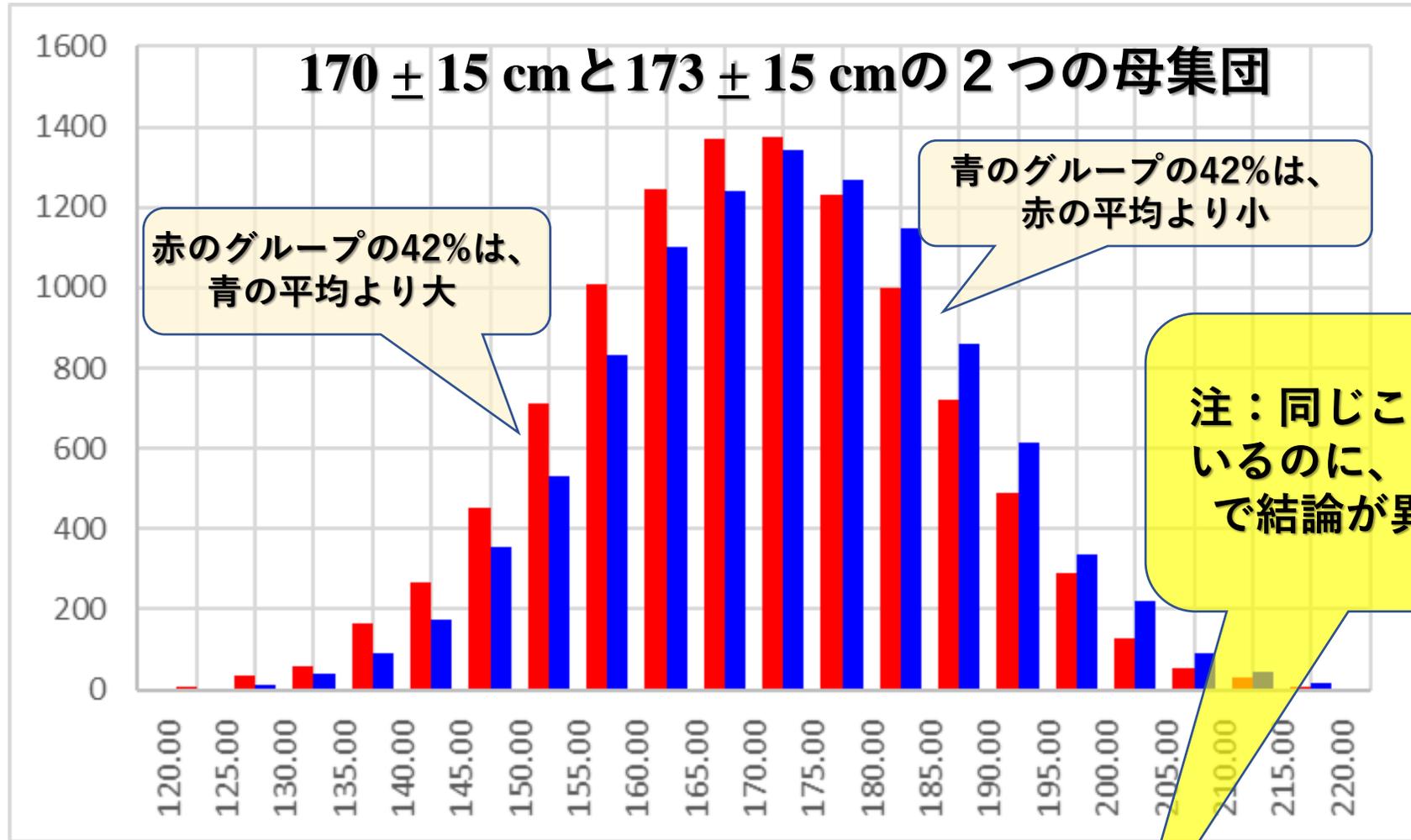


帰無仮説を否定できる確率 p

一般に $P < 0.01 \sim 0.001$ の場合、元の2つの集団の平均は同じではないと言う。



有意差がある
‘Significant difference’



注：同じことをしているのに、データ数で結論が異なる。

標本数 (n) によって示せる有意差が異なる。

- ・ n ~ 3程度では、有意差を示すことは難しい。
- ・ n ~ 30程度で、有意差を示せることがある。
- ・ n ~ 300では、有意差を示すことが可能である。

統計演習 1 中央極限定理

平均すると、何でも正規分布に収まる

統計演習 2 T検定

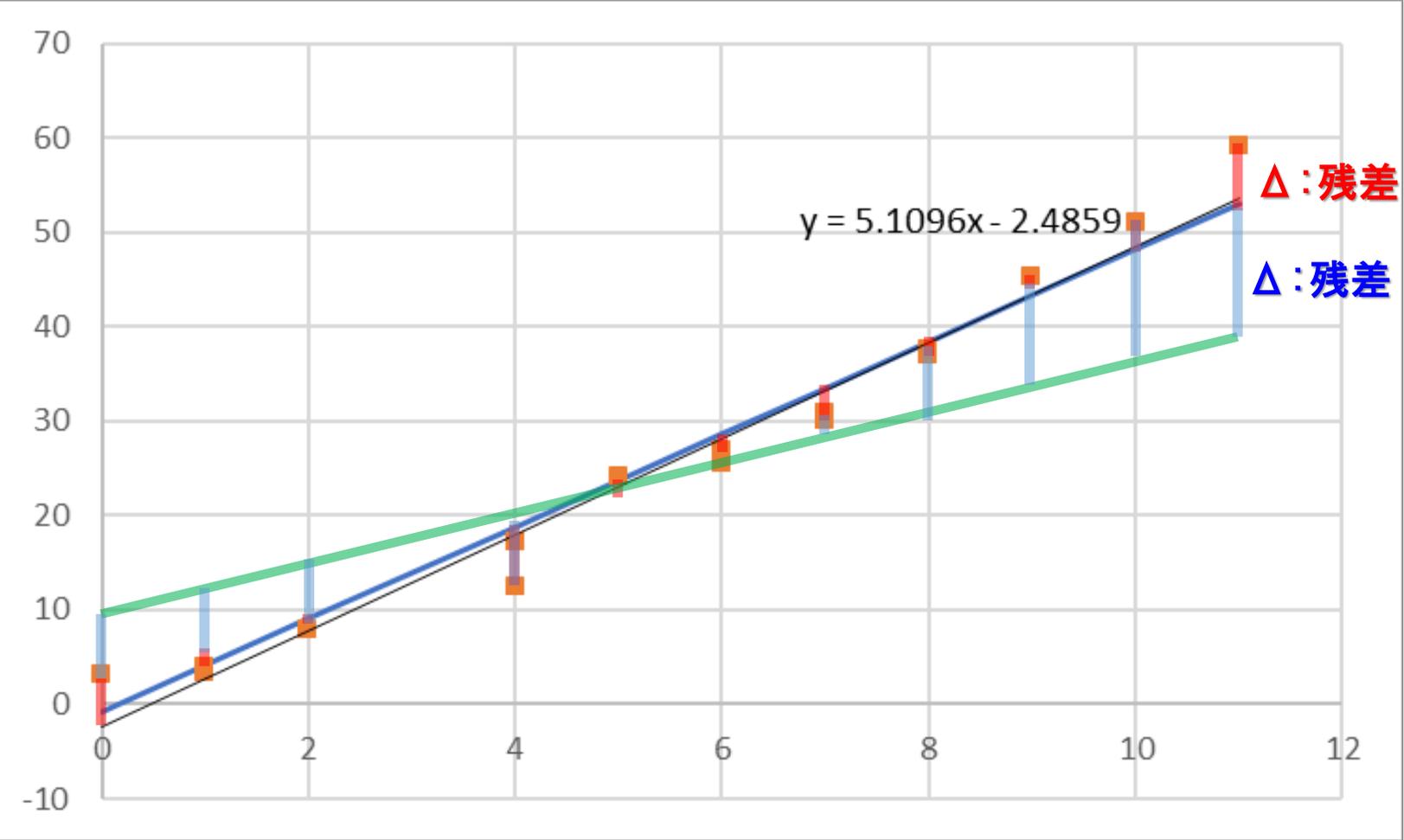
多数集めると差が見える

統計演習 3 最小二乗法

一番フィットする関数は

最小二乗法による直線回帰 (Linear regression by least square method)

従属変数 (y)



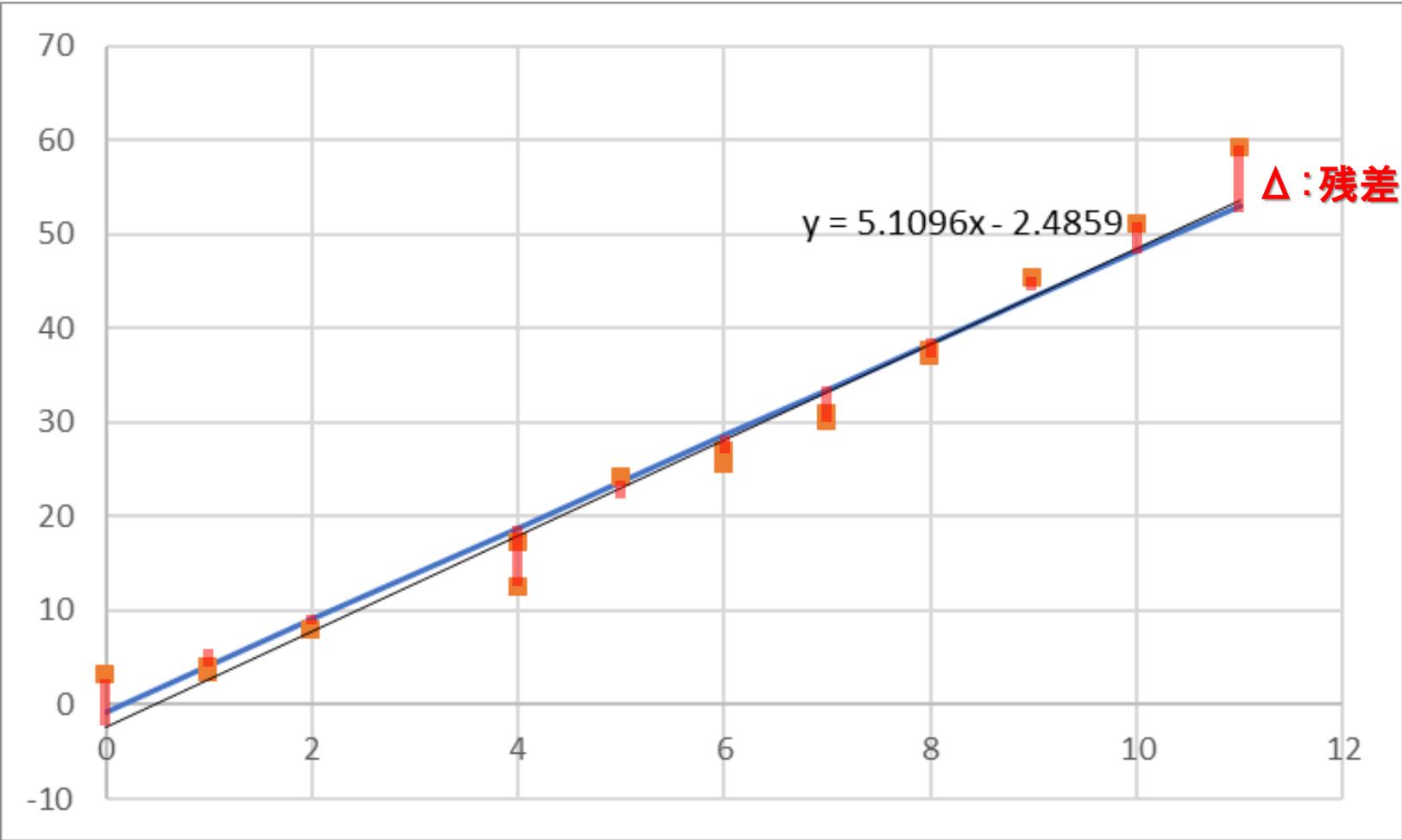
Δ : 残差 $\rightarrow \sum \Delta^2$ を最小とするaとb

Δ : 残差

独立変数 (x)

最小二乗法による直線回帰 (Linear regression by least square method)

従属変数 (y)

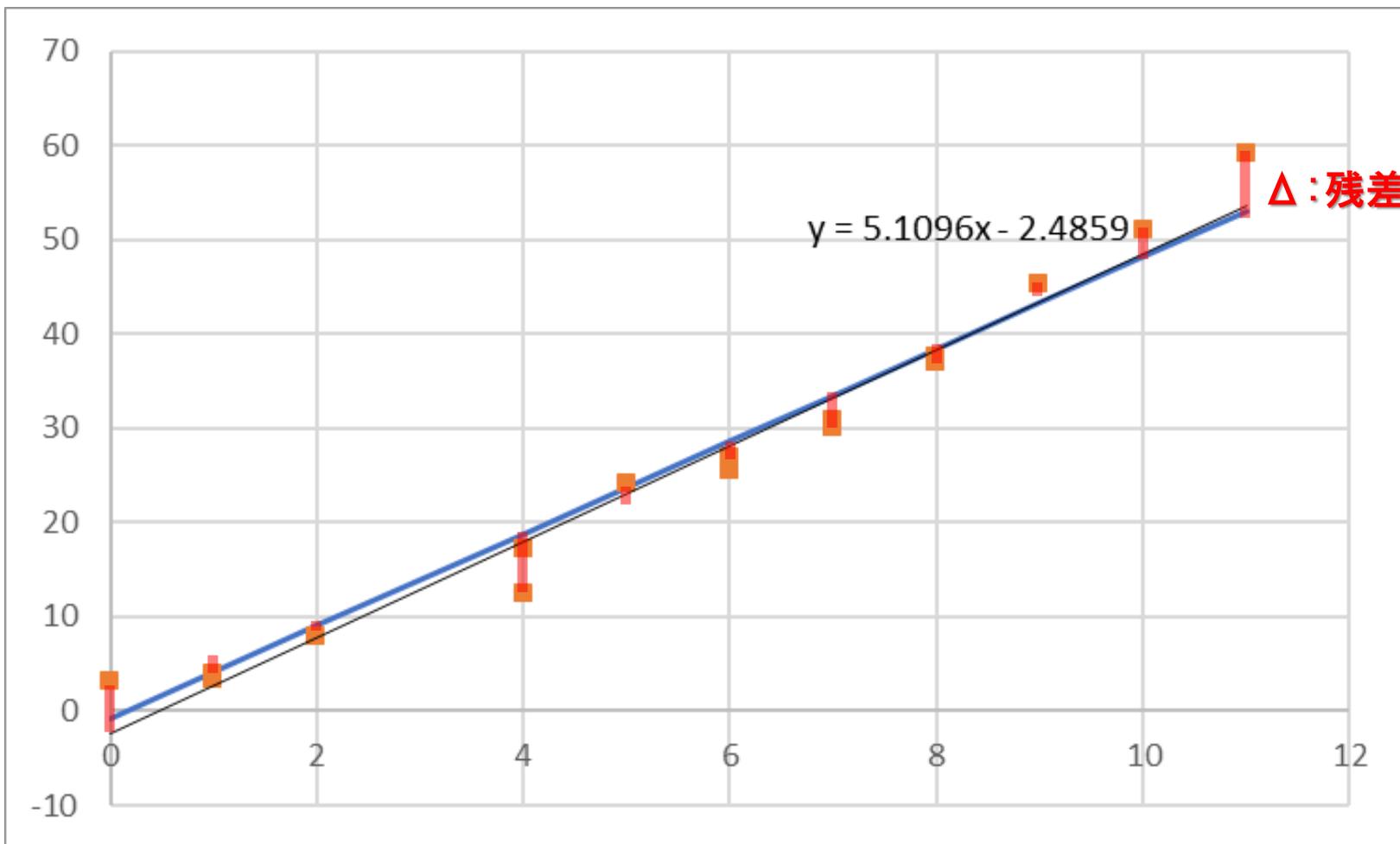


Δ : 残差 $\rightarrow \sum \Delta^2$ を最小とするaとb

独立変数 (x)

最小二乗法による直線回帰 (Linear regression by least square method)

従属変数 (y)



Δ : 残差 $\rightarrow \sum \Delta^2$ を最小とする a と b

$$a = \frac{s_{xy}}{s_x^2} = \frac{\sum_{n=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum_{n=1}^n (x_i - \bar{x})^2}$$

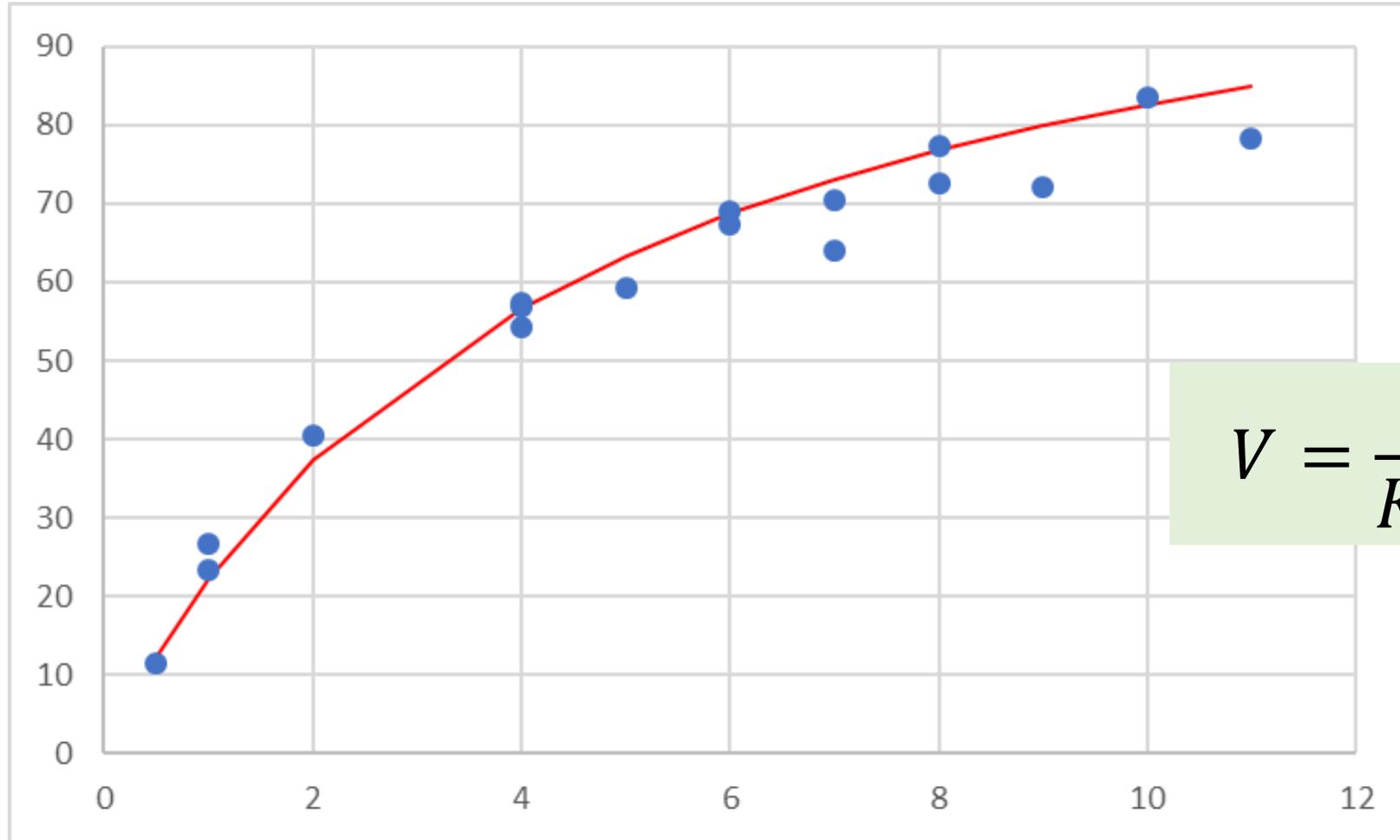
$$b = \bar{y} - a\bar{x}$$

独立変数 (x)

LSQ method, least square method, linear regression, linear approximation

最小二乗法による曲線回帰 (Curve fitting by least square method)

従属変数 (y)



$$V = \frac{V_m x}{K_m + x}$$

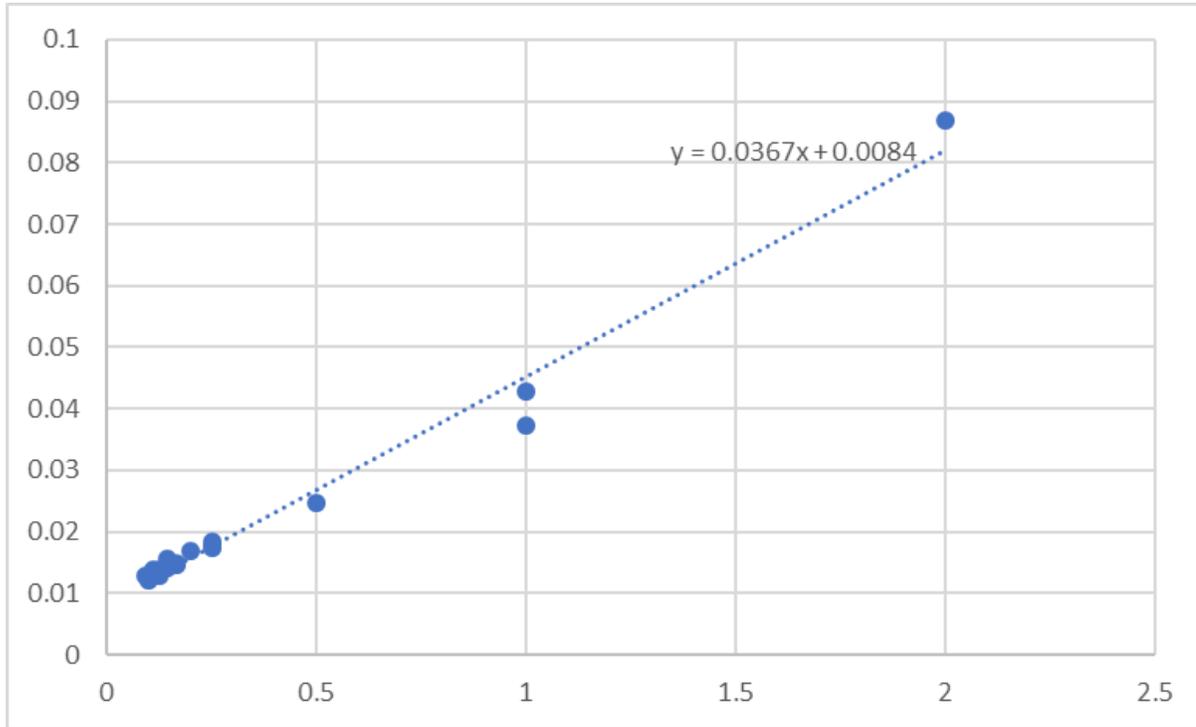
独立変数 (x)

両対数プロットからの直線回帰

$$K_m = 4.3$$

$$V_m = 120$$

従属変数 (y)



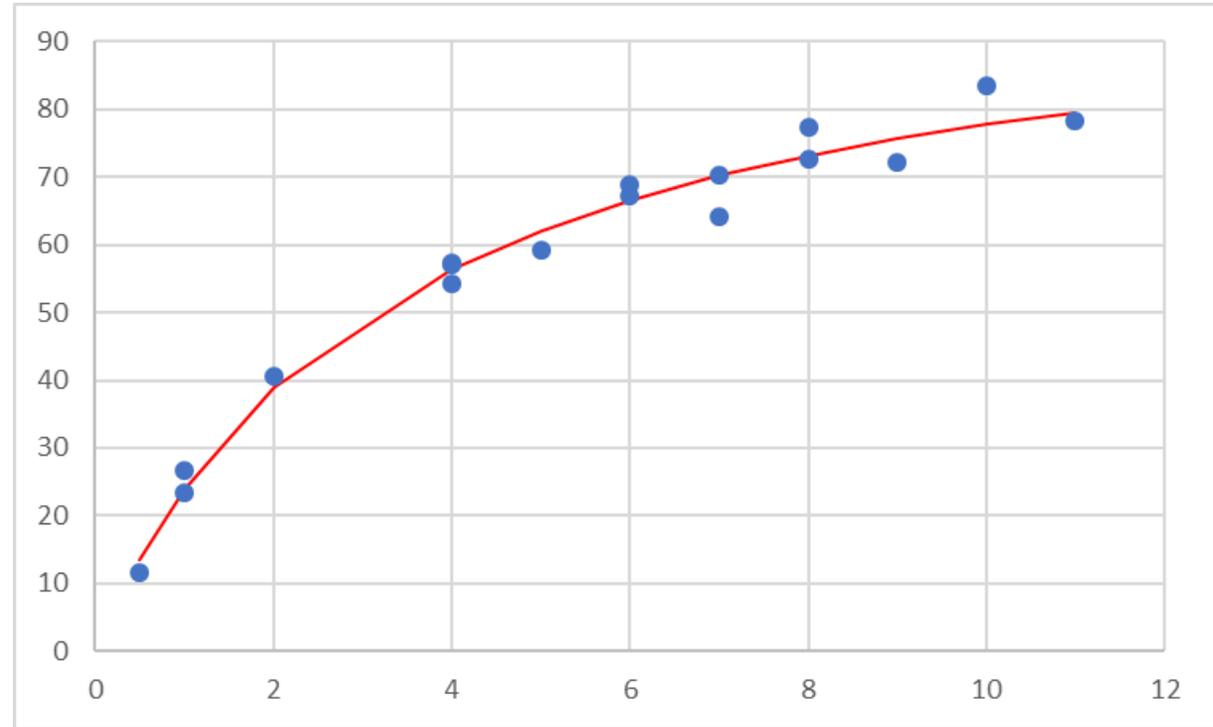
独立変数 (x)

$$y = \frac{1}{V} = \frac{1}{V_m} + \frac{K_m}{V_m} \times \frac{1}{[S]}$$
$$= \frac{1}{V_m} + \frac{K_m}{V_m} \times x$$

曲線への最小二乗法による回帰

$$K_m = 3.3$$

$$V_m = 100$$

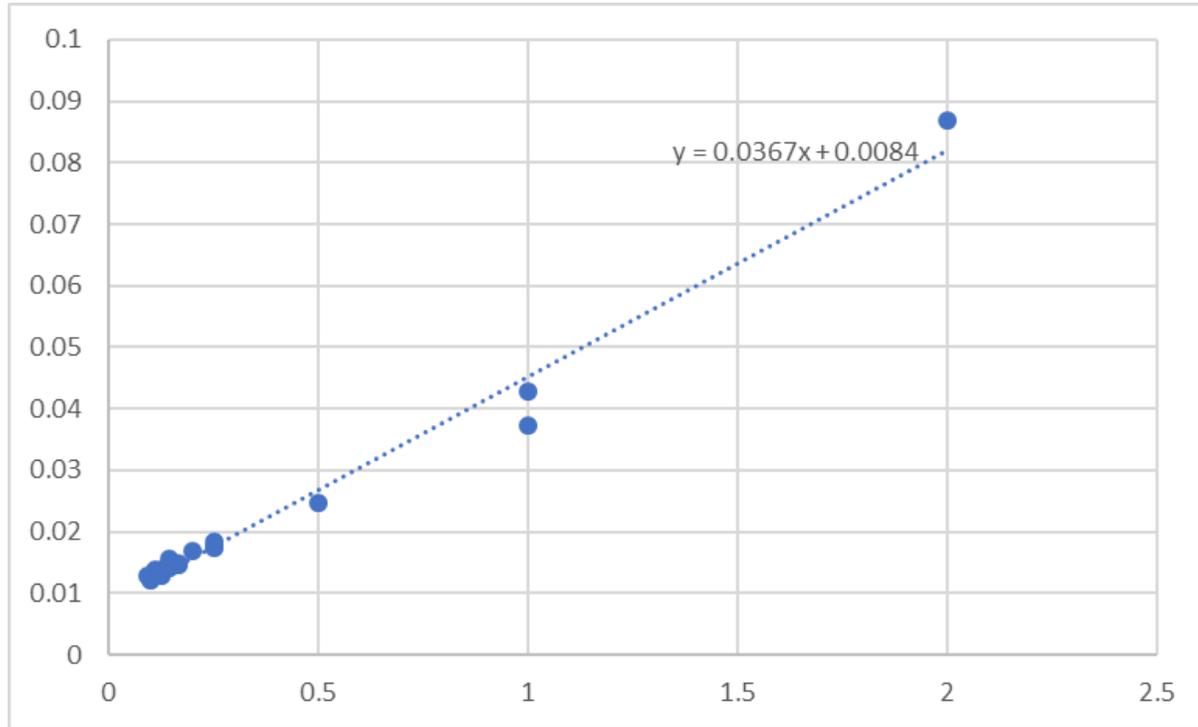


独立変数 (x)

$$V = \frac{V_m x}{K_m + x}$$

両対数プロットからの直線回帰

$K_m = 4.3$
 $V_m = 120$

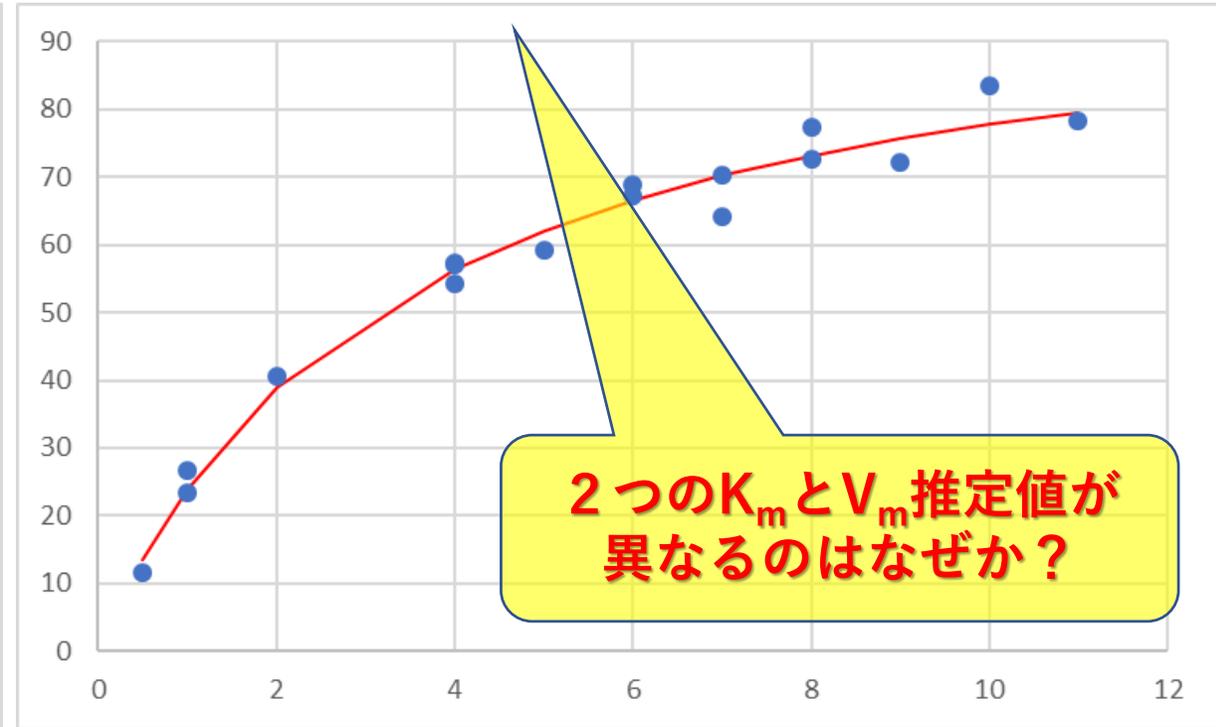


独立変数 (x)

$$y = \frac{1}{V} = \frac{1}{V_m} + \frac{K_m}{V_m} \times \frac{1}{[S]}$$
$$= \frac{1}{V_m} + \frac{K_m}{V_m} \times x$$

曲線への最小二乗法による回帰

$K_m = 3.3$
 $V_m = 100$

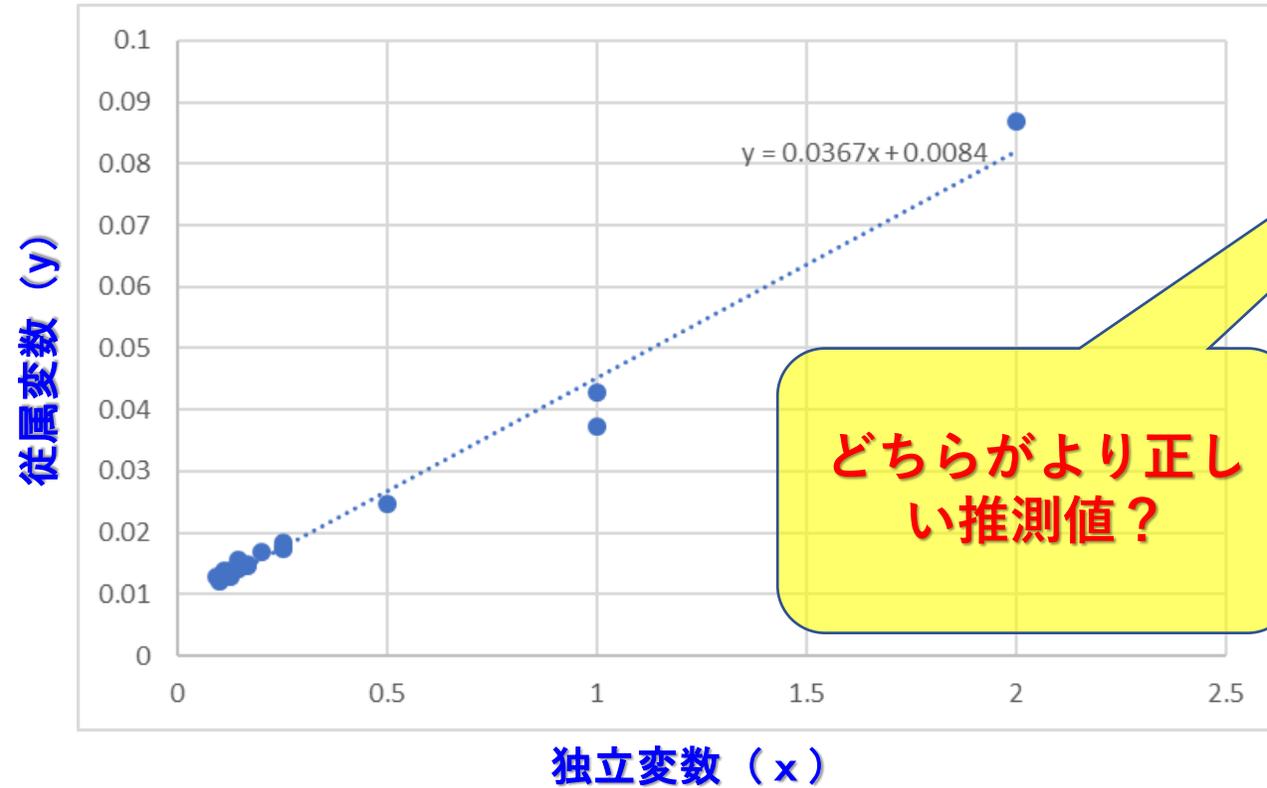


独立変数 (x)

$$V = \frac{V_m x}{K_m + x}$$

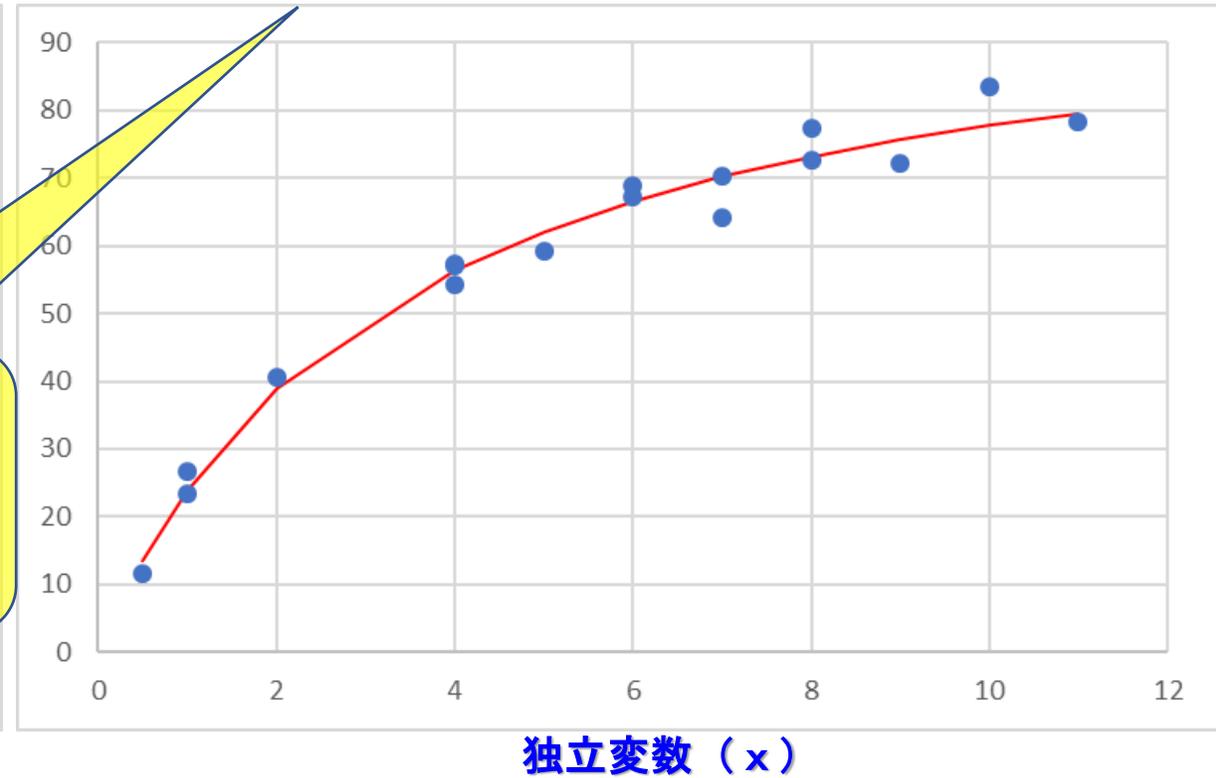
両対数プロットからの直線回帰

$$K_m = 4.3$$
$$V_m = 120$$



曲線への最小二乗法による回帰

$$K_m = 3.3$$
$$V_m = 100$$



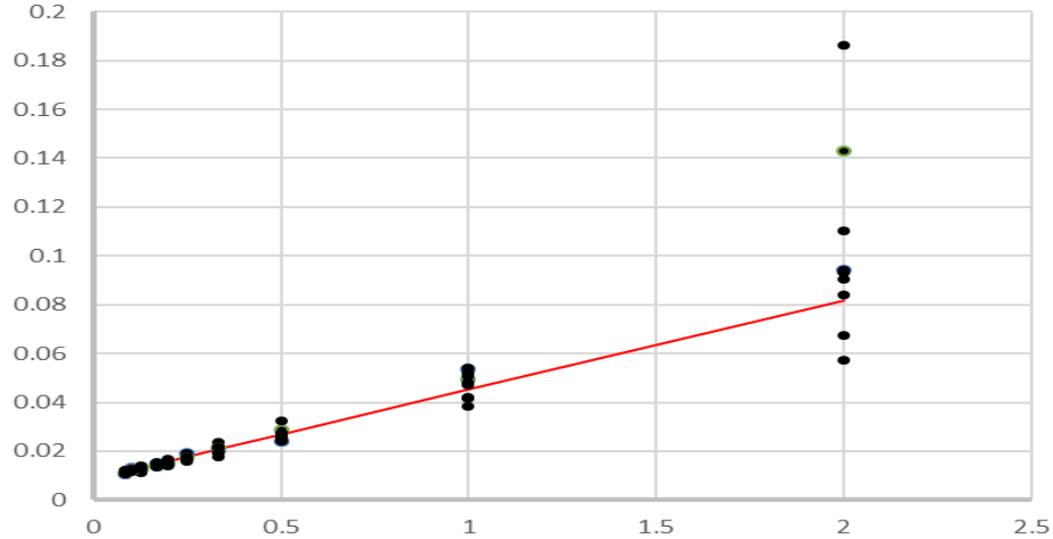
$$y = \frac{1}{V} = \frac{1}{V_m} + \frac{K_m}{V_m} \times \frac{1}{[S]}$$
$$= \frac{1}{V_m} + \frac{K_m}{V_m} \times x$$

$$V = \frac{V_m x}{K_m + x}$$

両対数プロットからの直線回帰

低い基質濃度での測定誤差が大きく影響

従属変数 (y)

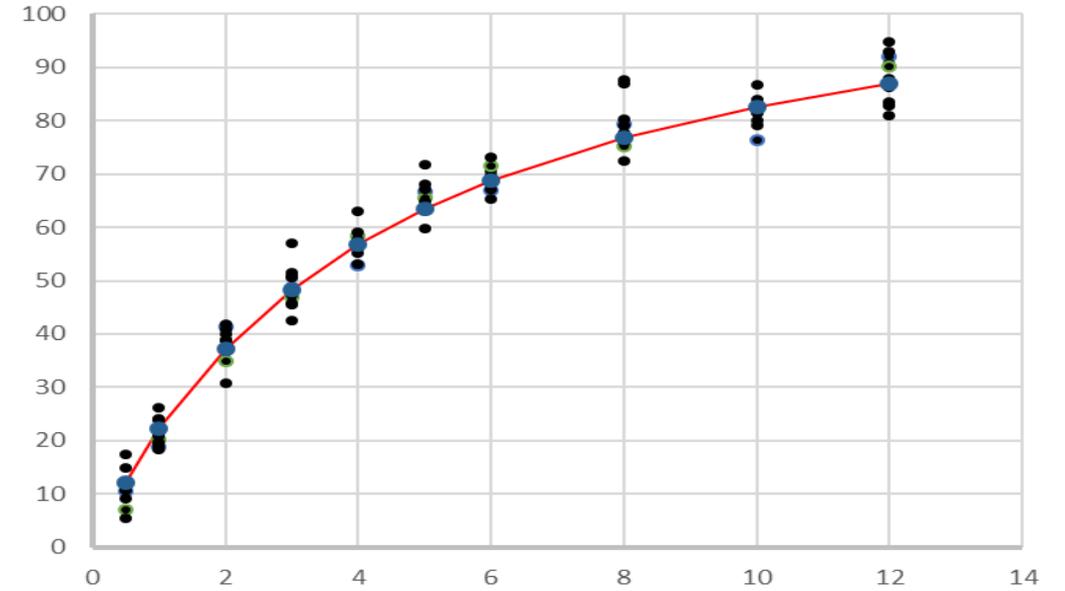


独立変数 (x)

$$y = \frac{1}{V} = \frac{1}{V_m} + \frac{K_m}{V_m} \times \frac{1}{[S]}$$
$$= \frac{1}{V_m} + \frac{K_m}{V_m} \times x$$

曲線への最小二乗法による回帰

全基質濃度での測定値を均等に扱う



独立変数 (x)

$$V = \frac{V_m x}{K_m + x}$$

