

1.2.4 ガウス分布

茨城大学工学部情報工学科

05T4072R

相原 功昌

ガウス分布 (Gaussian distribution)

- 連続変数の確率分布の一種
- 別名、正規分布(Normal distribution)
- 式(1.46)で表される

$$\begin{aligned} N(x | \mu, \sigma^2) \\ = \frac{1}{(2\pi \sigma^2)^{1/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} (x - \mu)^2\right\} \quad \dots(1.46) \end{aligned}$$

ガウス分布

μ : 平均(期待値) σ^2 : 分散 σ : 標準偏差

β : 精度パラメータ(分散の逆数)

$$N(x | \mu, \sigma^2)$$

$$= \frac{1}{(2\pi \sigma^2)^{1/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2\sigma^2} (x - \mu)^2\right\}$$

⋯(1.46)

ガウス分布のプロット

- 標準偏差によるグラフの変化を図1.13.1に示す

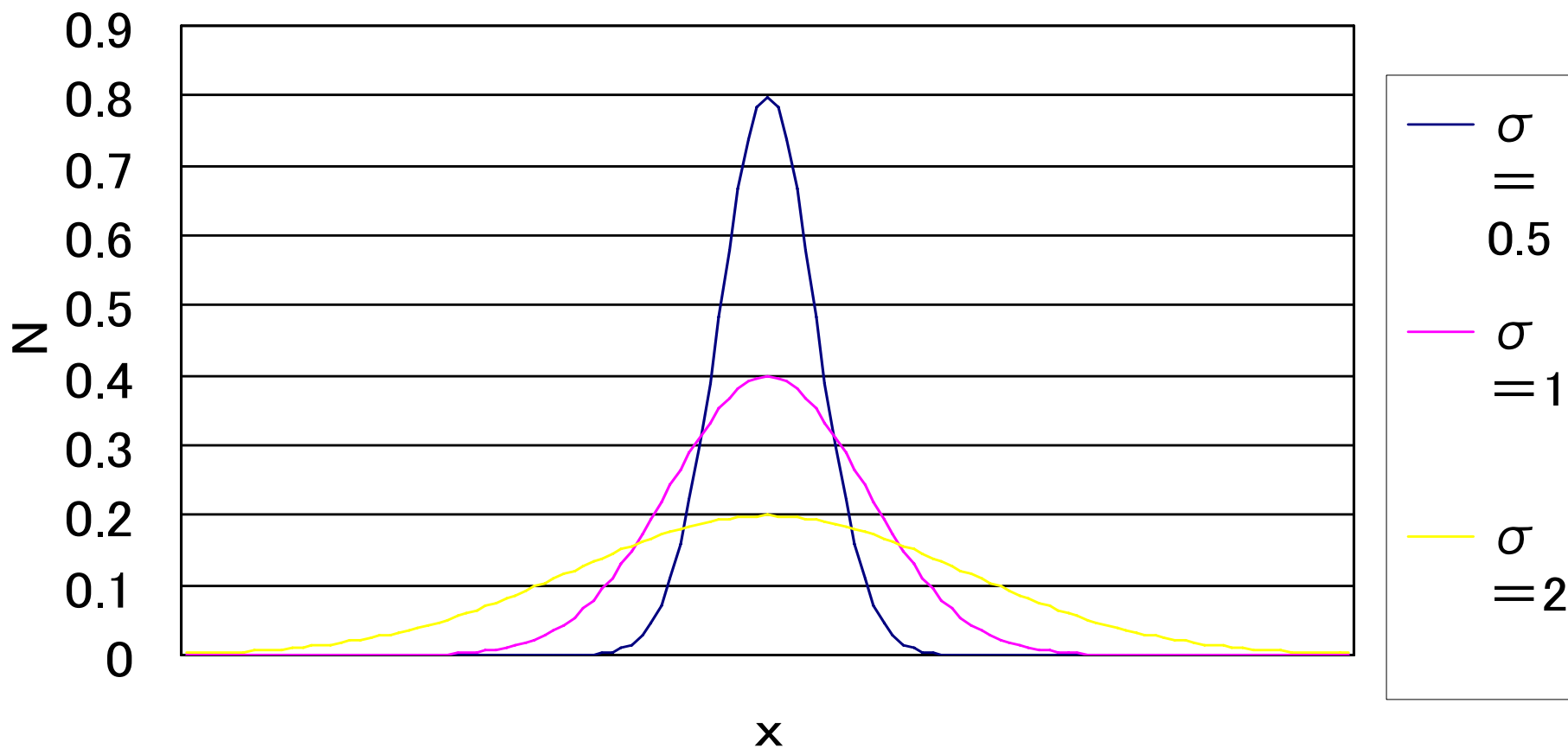


図1.13.1 正規分布

ガウス分布のプロット(2)

- 平均によるグラフの変化を図1.13.2に示す

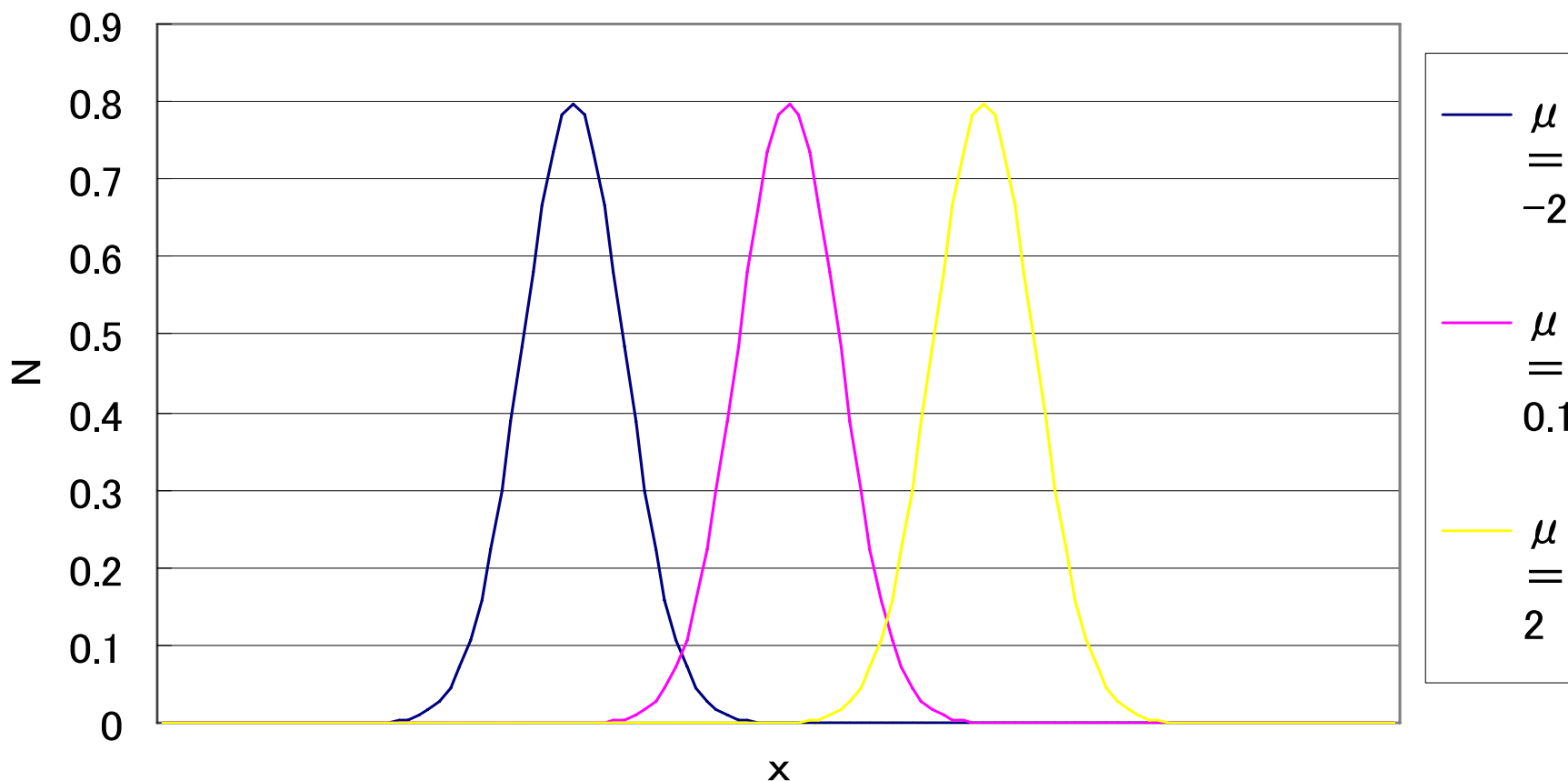


図1.13.2 正規分布

平均 (mean) : μ

- 連続確率変数 X の平均→式(1.46.1)

$$E[X] = \int_{-\infty}^{\infty} x f_X(x) dx \quad \dots (1.46.1)$$

- ガウス分布の下での x の平均→式(1.46.2)

$$\begin{aligned} E[x] &= \int_{-\infty}^{\infty} N(x | \mu, \sigma^2) x dx \quad \dots (1.46.2) \\ &= \mu \end{aligned}$$

分散(variance): σ^2

- 分散→式(1.51)

$$\text{var}[x] = E[x^2] - E[x]^2 \quad \dots (1.51)$$

$$\begin{aligned} E[x^2] &= \int_{-\infty}^{\infty} N(x | \mu, \sigma^2) x^2 dx \\ &= \mu^2 + \sigma^2 \end{aligned}$$

$$= \sigma^2$$

独立同分布 :i.i.d.

- 同じ分布から独立に生成されたデータ点
- 同じ分布→
ここでは正規分布
- 独立に生成→
サイコロを振って目が出る確率など
前の結果に依存しない

例

- N個の観測値からなるデータ集合 \mathbf{X}

$$\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_N)^T$$

- \mathbf{X} はi.i.d.
- 独立な事象の同時確率は、それぞれの事象の周辺確率の積
- 平均と分散が与えられた時の、データ集合の確率
→式(1.53)

$$p(\mathbf{X} | \mu, \sigma^2) = \prod_{n=1}^N \mathbf{N}(x_n | \mu, \sigma^2) \quad \dots (1.53)$$

尤度関数

- 式1.53を、 μ と σ^2 の関数とみなす
→ガウス分布に対する尤度関数
- 尤度
→結果からみた前提の尤もらしさを数値化したもの

例

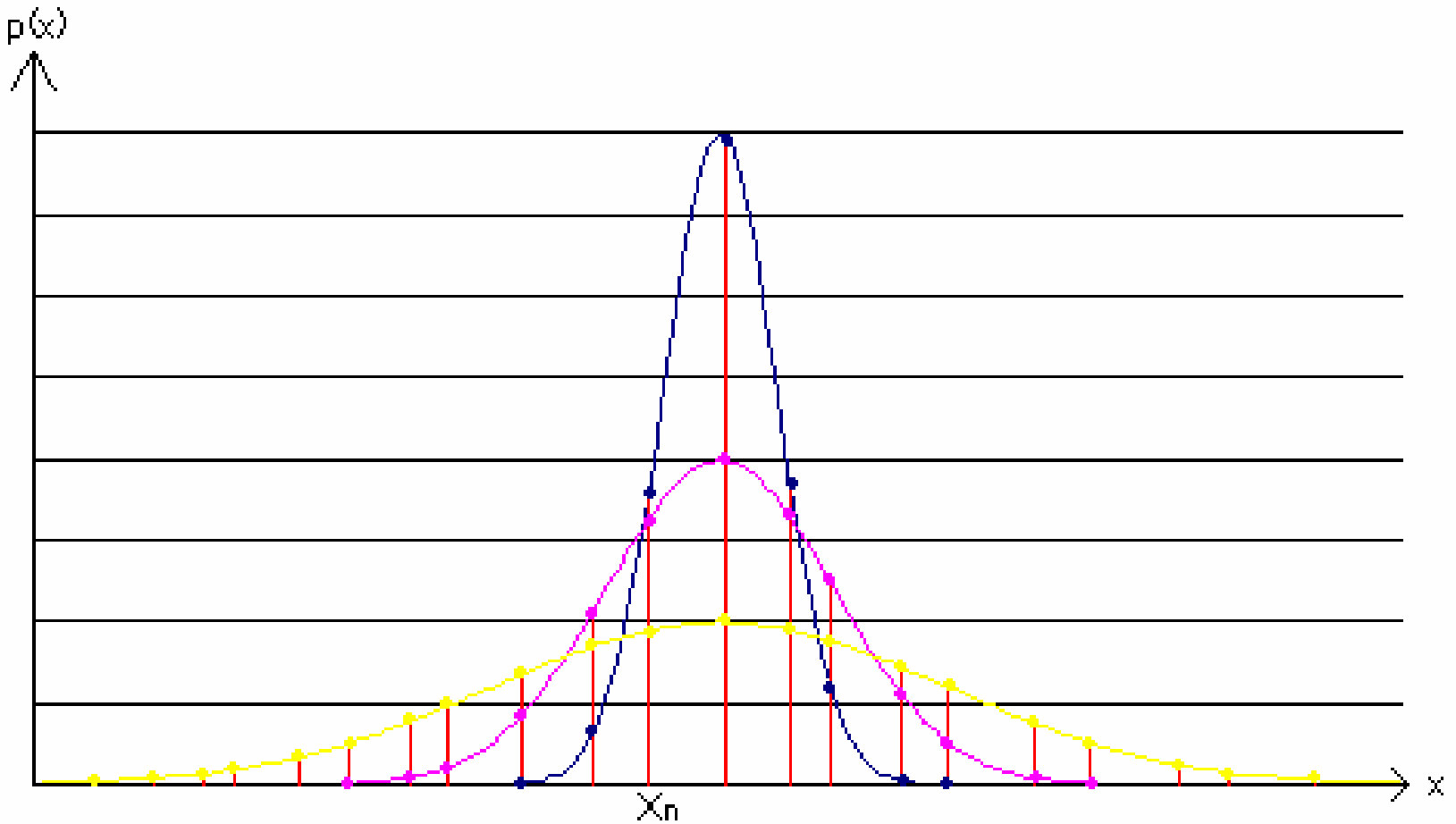


図1.14 尤度関数

尤度関数の最大化

- μ と σ^2 を決定するために、尤度関数を最大化
→尤度関数の対数を最大化
=関数そのものの最大化
- 式1.46と式1.53から対数尤度関数の式1.54を得る

$$\begin{aligned} & \ln p(X | \mu, \sigma^2) \\ &= -\frac{1}{2\sigma^2} \sum_{n=1}^N (x_n - \mu)^2 - \frac{N}{2} \ln \sigma^2 - \frac{N}{2} (2\pi) \dots (1.54) \end{aligned}$$

サンプル平均

- 式1.54を μ に関して最大化

→式1.55

$$\mu_{ML} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N x_n \quad \dots (1.55)$$

- 式1.55をサンプル平均と呼ぶ
- 観測値 $\{ x_n \}$ の平均

サンプル分散

- 式1.54を σ^2 について最大化
→ 式1.56

$$\sigma^2_{ML} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x_n - \mu_{ML})^2 \quad \dots (1.56)$$

- 式1.56をサンプル分散と呼ぶ

バイアス

- 分布の分散が系統的に過小評価される現象
- 多項式曲線フィッティングにおける過学習の問題と関連
- データ点の数 N が小さいと、深刻な問題となる