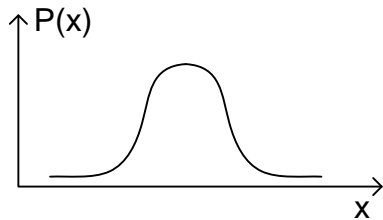


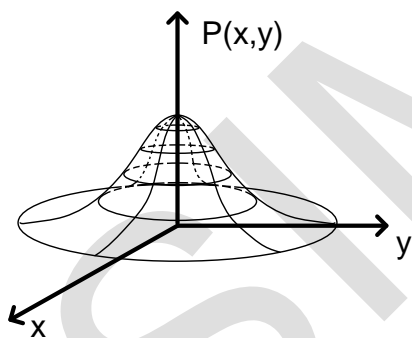
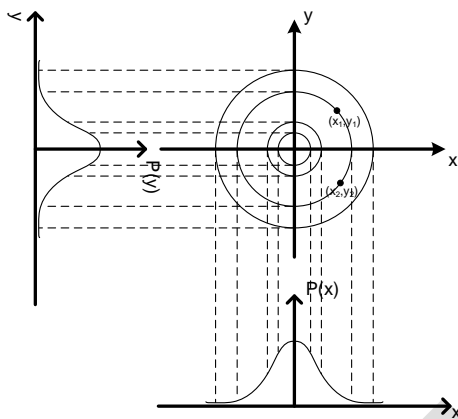
Multivariate Gaussian distribution

Univariate Gaussian(一維高斯)



Multivariate Gaussian(多維高斯)

以二維為例：



lesson6 筆記中有詳細說明

若變數彼此不獨立，就不會有 $P(x)P(y) = P(r)$ 的關係，那麼就不會是同心正圓(perfect cycle)的圖形

先定義一下等下用的變數

一樣假設為二維， X, Y 為一個二維分布 Z 映射到一維的分布 X, Y

$$\begin{matrix} Z \\ \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \end{matrix} \quad \begin{matrix} \mu \\ \begin{bmatrix} \mu_x \\ \mu_y \end{bmatrix} \end{matrix} \quad \begin{matrix} \Sigma \\ \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & \text{cov}_{xy} \\ \text{cov}_{xy} & \sigma_y^2 \end{bmatrix} \end{matrix}$$

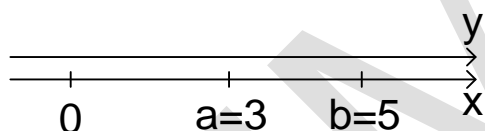
$$\text{則分布會變成 } P(\mu, \Sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}^k |\Sigma|^{0.5}} e^{-\frac{1}{2}(x-\mu)^T \Sigma^{-1} (x-\mu)}$$

note: $(x-\mu)^T \Sigma (x-\mu)$ 在直角坐標(變數彼此獨立)中，可視為歐式距離(Euclidean distance)，而若變數彼此不獨立， $(x-\mu)^T \Sigma (x-\mu)$ 稱為 Mahalanobis distance(馬氏距離)

簡介馬氏距離：

當變數彼此間不獨立時，變數彼此間會存在某種關係，這時用歐式距離就會顯得比較不精確，因為歐式距離僅考量每個變數的差，馬氏距離會將其相關性考量進去，舉個比較極端的例子來說，如果我們想要判斷兩個成年人像不像，我們用三個標準來評量，一個是性別，一個是有沒有喉結，一個是身高，你應該會覺得這個標準很奇怪，因為其實這兩個標準是近乎完全相關的，如果我們看到一個男生和一個女生，用歐式空間來判斷的話，同樣的因素(男 or 女)會被我們考慮兩次，如此會顯得身高的差距比較沒有那麼重要，但是馬氏距離會將這兩個標準視為同一種標準，就不會有上面講的情況。以此類推，再舉個比較沒有那麼極端的例子，應該就比較能了解了，一樣是判斷兩個人像不像，三個標準分別是身高、體重、髮量，雖然身高和體重並不是完全相關，但是還是有一定的正相關，身高較高的人通常會叫身高較矮的人重，這時將身高體重視為兩個標準(互相獨立，歐式距離)來看就有失公允，雖然這身高體重也沒辦法視為一個標準來看，但是可想成可視為 1~2 之間個標準來看。

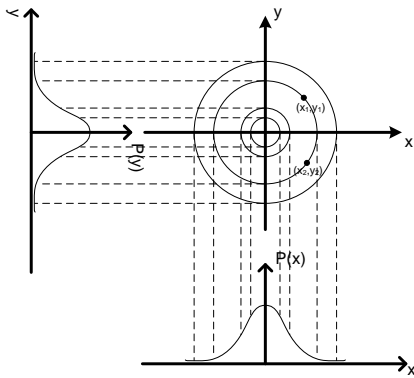
如果用直角坐標想這件事情，兩個完全相關的維度就好像是我們將 y 軸定義為 x 軸，我們重複算了兩次 x 軸



假設 x 軸和 y 軸完全相關，我們想知道 ab 兩點的距離，如果我們將兩個維度都視為獨立，計算出來的距離為 $\sqrt{(5-3)^2 + (5-3)^2} = 2\sqrt{2}$ ，但是其實這是兩個一樣的維度

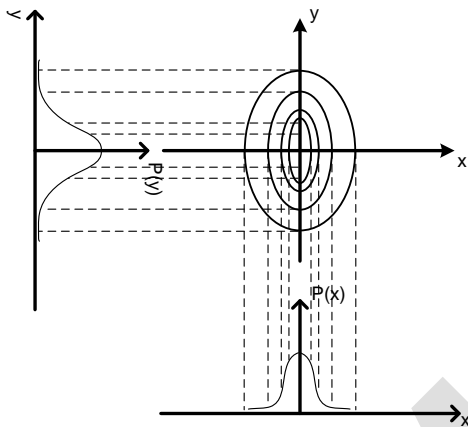
case1: 若兩變數分布一樣，就好像是兩個高斯函數一樣， $\Sigma = I = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix}$

兩變數合成的分布為



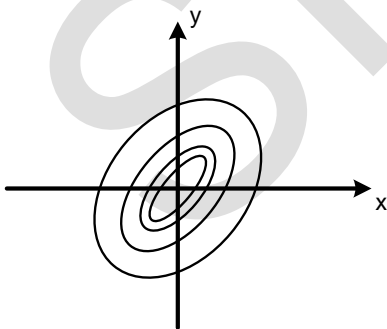
case2: 若兩變數還是獨立，但是 variance 不同， $\Sigma = D = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & 0 \\ 0 & \sigma_y^2 \end{bmatrix}$

兩變數合成之分布為



case3: 若兩變數不獨立， $\Sigma = symmetric = \begin{bmatrix} \sigma_x^2 & cov_{xy} \\ cov_{xy} & \sigma_y^2 \end{bmatrix}$

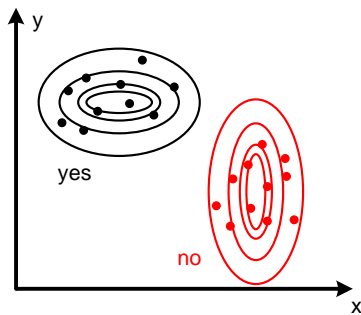
兩變數合成之分布就不會是方正的，可能會有旋轉，平移...



note: 還記得 naïve bayes classifier 吧！如果是使用 naïve bayes classifier 計算各事件機率，因為我們會針對不同的 outcome 去分析，會將各變數視為獨立，計算其 posterior，所以各個 outcome 我們都會得到一群 contour(可想成等高線或是山丘，也就是上面那張圖)，這也是 naïve bayes classifier 缺陷所

在

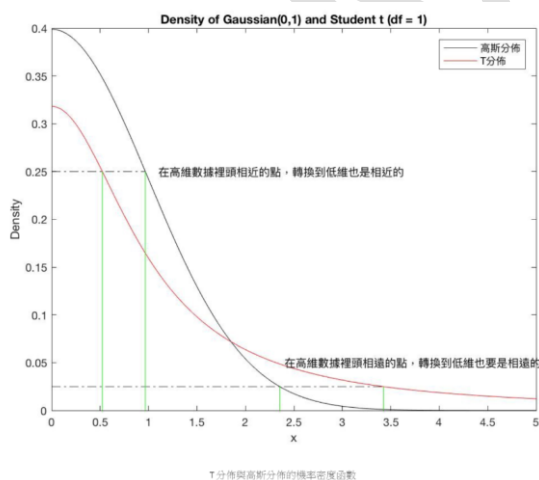
e.g. 以打網球那個例子為例，得出來的分布可能會是這樣，稍微注意的是因為我們將所有變數視為獨立，故 **contour** 只會是方正的，不會有上面那張圖一樣是斜的(各變數有相關)



student-t distribution

講之前就要先提一下 **z test**，**z test** 是在已經知道總體的 **mean** 及 **variance** 時，我們假設總體的分布為常態分布，再看先在發生的 **outcome** 在此分布下發生更極端事件的機率，但是通常我們在取樣時無法知道總體的分布為何，也不知道總體的 **mean** 及 **variance**，所以沒辦法假設其分布，**student-t distribution** 就是適用在這樣的情形，尤其適用在小樣本取樣時，**student-t distribution** 簡單來說就是較不確定、能容許更多例外版的 **Gaussian distribution**，會用小樣本中的 **mean, variance** 得到其分布，其分布外觀較 **Gaussian distribution** “寬”，詳細的分布公式這裡就不給，有概念就好。

如果直接用 **z test** 做小樣本分析，誤差會很大，可以想成我們想要知道全台灣人的身高分布，但我們只取 10 個人來做為我們的總體分布，這樣做出來的分布離實際上的分布一定有很大的差距，但若是 **student-t distribution**，若只取 10 個人，我不會太輕易以這 10 個人的數據做為絕對依據，會給予一定的“不確定”空間，所以這也是為何 **student-t distribution** 為何適用於小樣本的原因。



圖片來源：<https://medium.com/d-d-mag/淺談兩種降維方法-pca-與-t-sne-d4254916925b>

黑線是 **Gaussian distribution**，越寬的分布是自由度越低(這裡先不用管自由度是啥，只要知道 **student-t distribution** 比 **Gaussian distribution** 還寬就好)的 **student-t distribution**

T-SNE(補充)

T-SNE 是一種降維的方法，將一筆資料由較高的維度降到較低的維度，怎麼降維的就省略不談，T-SNE 用較精準的 Gaussian distribution 表示，但是在降維之後必定會遺失某些資訊，故使用 student-t distribution 來表示。詳細的內容可參考

<https://medium.com/d-d-mag/淺談兩種降維方法-pca-與-t-sne-d4254916925b>

Affine transformation(仿射轉換)

若將一空間線性轉換為另一空間，稱為線性轉換(linear transformation)，旋轉、放大縮小是線性轉換，而仿射轉換增加“平移”這一個功能，原本線性轉換可表示為 $T(\bar{x}) = A\bar{x}$ ，而仿射轉換可表示為

$$T(\bar{x}) = A\bar{x} + \bar{b}$$

而在這裡我們想看看 Multivariate Gaussian 是不是也擁有 Affine 的性質，也就是

$$x \sim N(\mu, \sigma^2) \Rightarrow f(x) = Ax + b \sim N(A\mu + b, ACA^T)$$

在這裡我們先看 mean 和 variance 會有怎樣的轉變，詳細證明見下方提供的網址

mean

$$E(x) = \mu = \int xP(x)dx$$

$$\begin{aligned} E(Ax + b) &= \int (Ax + b)P(x)dx = \int AxP(x)dx + \int bP(x)dx = A \int xP(x)dx + b \int P(x)dx \\ &= AE(x) + b \cdot 1 = A\mu + b \end{aligned}$$

variance

$$\text{cov}(x) = \Sigma = E\{(x - \mu)(x - \mu)^T\}$$

$$\text{cov}(Ax + b) = E\{(Ax - b - \mu)(Ax - b - \mu)^T\}$$

$$= E\{(Ax - b - (A\mu - b))(Ax - b - (A\mu - b))^T\}$$

$$= E\{(A(x - \mu))(A(x - \mu))^T\}$$

$$= E\{(A(x - \mu)(x - \mu)^T A^T)\}$$

$$= AE\{(x - \mu)(x - \mu)^T\}A^T = A\Sigma A^T$$

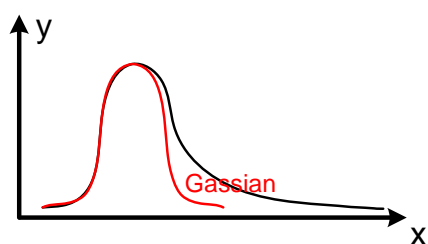
若想看詳細證明，見 http://www.mast.queensu.ca/~stat353/slides/5-multivariate_normal17_4.pdf

Moment generating function(MGF) (補充)

其實在 lesson3 中已經有提到此概念，是不知道為何上課上到這還要再拿出來講一遍

我們使用 mean 及 variance 其實還沒辦法完整的描述一個分布，我們在此之前大都是用最普遍的 Gaussian distribution 做為假設但是常常分布會有偏斜或是 peak 較尖...，這時候我們通常都要使用第三、第四階動差函數才能描述。

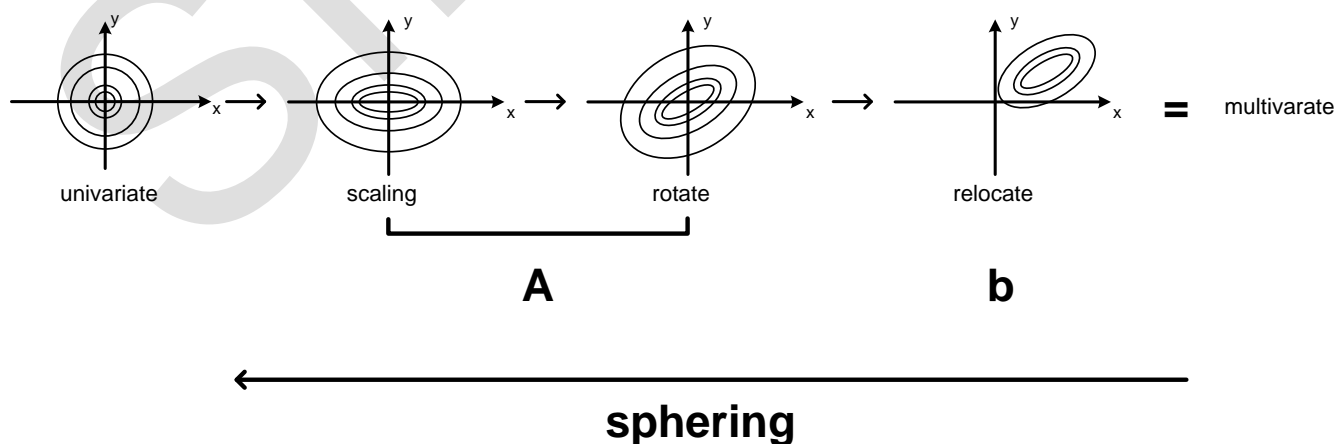
e.g.



以 univariate Gaussian 經由 Affine transformation 來 轉為 Multivariate Gaussian

假設原始資料有 n 個維度

此 n 維皆為獨立 $\begin{cases} X_0 \sim N(0,1) \\ X_1 \sim N(0,1) \\ \dots \\ X_n \sim N(0,1) \end{cases}$



故所有的 multivariate Gaussian distribution 都可藉由 univariate Gaussian distribution 經由仿射轉換得

到，以下由代數證明

Linear transformation of Gaussian distribution

要證明有線性轉換須證明兩件事

- $\forall x \in X, \forall y \in Y$
 $T(x+y) = T(x) + T(y)$
- $\forall x \in X, \forall y \in Y, a \in R$
 $T(ax) = aT(x) \Rightarrow T(ax_1 + bx_2 + \dots) = aT(x_1) + bT(x_2) + \dots$

第一個條件

另一 Y 分布為兩分布 X_1, X_2 的合，即

$$Y = X_1 + X_2 \quad X_1 \sim N(\mu_1, \sigma_1^2), X_2 \sim N(\mu_2, \sigma_2^2)$$

$$E(X) = \begin{bmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{bmatrix}, \Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & 0 \\ 0 & \sigma_2^2 \end{bmatrix}$$

$$\text{則取 } A = [1 \ 1], b = [0]$$

則根據 affine property

$$AX + b = [1 \ 1] \begin{bmatrix} X_1 \\ X_2 \end{bmatrix} + 0 = X_1 + X_2 \sim N(\mu_1 + \mu_2, A\Sigma A^T)$$

$$A\mu + b = [1 \ 1] \begin{bmatrix} \mu_1 \\ \mu_2 \end{bmatrix} + 0 = \mu_1 + \mu_2$$

$$A\Sigma A^T = [1 \ 1] \begin{bmatrix} \sigma_1^2 & 0 \\ 0 & \sigma_2^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \end{bmatrix} = \sigma_1^2 + \sigma_2^2$$

$$\Rightarrow Y \sim N(\mu_1 + \mu_2, \sigma_1^2 + \sigma_2^2)$$

衍伸：

$$Y = X_1 + X_2 + \dots + X_k = \sum_{i=1}^k X_i$$

$$\Rightarrow Y \sim N\left(\sum_{i=1}^k \mu_i, \sum_{i=1}^k \sigma_i^2\right)$$

第二個條件

$$Y = aX_1 + bX_2 + cX_3 + \dots$$

$$\text{則 } Y \sim N(a\mu_1 + b\mu_2 + c\mu_3 + \dots, a^2\sigma_1^2 + b^2\sigma_2^2 + c^2\sigma_3^2 + \dots)$$

推廣到矩陣仍適用

X_i : multivariate Gaussian distribution(前面的推論的 X 都是 univariate)

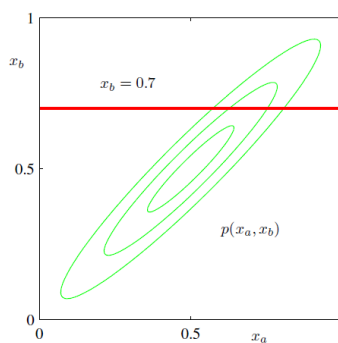
$$E(Y) = \sum_{i=1}^k B_i \mu_i, \text{Var}(Y) = \sum_{i=1}^k B_i \Sigma_i B_i^T$$

$$Y \sim N\left(\sum_{i=1}^k B_i \mu_i, \sum_{i=1}^k B_i \Sigma_i B_i^T\right)$$

Conditional Gaussian distribution

當一分布有許多變量時(multivariate Gaussian distribution)，當我們已確定某變量時，其餘變量所形成的分布仍為高斯分布

用圖來表示就像這樣



來自課本 p90

此圖有 x_a, x_b 兩個變量，左圖是兩個變量形成的分布。當我們確定 $x_b = 0.7$ 時， $P(x_a | x_b = 0.7)$ 的分布如右圖，仍為一個高斯分布。

這裡在課本的 p85-87 之間，推導部分我看不懂為何經過條件機率後仍為高斯分布，但是我可以解釋 mean 和 variance 為何是那些值，會有些複雜。

Derivation

假設 \mathbf{x} 中有 X_a, X_b 兩個變量集合

$$\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ x_3 \\ \dots \\ x_k \\ x_{k+1} \\ x_{k+2} \\ \dots \\ x_n \end{bmatrix} \begin{matrix} \mathbf{X}_a \\ \mathbf{X}_b \end{matrix}$$

假設 \mathbf{x}_b 為定值的向量

原始 **multivariate Gaussian distribution** 的式子為 $P(\mu, \Sigma) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}^k |\Sigma|^{0.5}} e^{-\frac{1}{2}(\mathbf{x}-\mu)^T \Sigma^{-1} (\mathbf{x}-\mu)}$ ，我們只專注

於 **exponential** 的指數，因為前面的係數只是為了讓機率加總為 1 而已，假設 \mathbf{x} 為我們假設的那樣，指數變為

$$\begin{aligned} -\frac{1}{2}(\mathbf{X} - \mu)^T \Sigma^{-1} (\mathbf{X} - \mu) &= -\frac{1}{2} \left(\begin{bmatrix} X_a \\ X_b \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \mu_a \\ \mu_b \end{bmatrix} \right)^T \Sigma^{-1} \left(\begin{bmatrix} X_a \\ X_b \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \mu_a \\ \mu_b \end{bmatrix} \right) = -\frac{1}{2} \begin{bmatrix} X_a - \mu_a \\ X_b - \mu_b \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \Lambda_{aa} & \Lambda_{ab} \\ \Lambda_{ba} & \Lambda_{bb} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_a - \mu_a \\ X_b - \mu_b \end{bmatrix} \\ &= -\frac{1}{2} \begin{bmatrix} X_a - \mu_a & X_b - \mu_b \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Lambda_{aa} & \Lambda_{ab} \\ \Lambda_{ba} & \Lambda_{bb} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_a - \mu_a \\ X_b - \mu_b \end{bmatrix} = -\frac{1}{2} \begin{bmatrix} X_a - \mu_a & X_b - \mu_b \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Lambda_{aa}(X_a - \mu_a) + \Lambda_{ab}(X_b - \mu_b) \\ \Lambda_{ba}(X_a - \mu_a) + \Lambda_{bb}(X_b - \mu_b) \end{bmatrix} \\ &= -\frac{1}{2} \Lambda_{aa}(X_a - \mu_a)^2 + \frac{1}{2} \Lambda_{ab}(X_a - \mu_a)(X_b - \mu_b) + \frac{1}{2} \Lambda_{ba}(X_b - \mu_b)(X_a - \mu_a) + \frac{1}{2} \Lambda_{bb}(X_b - \mu_b)^2 \end{aligned}$$

而由於 \mathbf{x}_b 是一個定值的向量，現在我們的變量只有 \mathbf{x}_a 一個，假設我們現在已經知道經由條件機率後的分布仍為 **multivariate Gaussian distribution**，我們就要試著將

$$\begin{aligned} &-\frac{1}{2}(X_a - \mu_a)^T \Lambda_{aa}(X_a - \mu_a) + \frac{1}{2}(X_a - \mu_a)^T \Lambda_{ab}(X_b - \mu_b) + \frac{1}{2}(X_b - \mu_b)^T \Lambda_{ba}(X_a - \mu_a) + \frac{1}{2}(X_b - \mu_b)^T \Lambda_{bb}(X_b - \mu_b) \\ &\text{化為 } -\frac{1}{2}(\mathbf{X} - \mu)^T \Sigma_{X_a|X_b}^{-1} (\mathbf{X} - \mu) \text{ 形式，而在這個式子展開後會有 quadratic 項、linear 項，展開後的形} \\ &\text{式為} \end{aligned}$$

$$-\frac{1}{2} \mathbf{X}^T \Sigma_{X_a|X_b}^{-1} \mathbf{X} + \frac{1}{2} \mathbf{X}^T \Sigma_{X_a|X_b}^{-1} \mu + \frac{1}{2} \mu^T \Sigma_{X_a|X_b}^{-1} \mathbf{X} + \frac{1}{2} \mu^T \Sigma_{X_a|X_b}^{-1} \mu = -\frac{1}{2} \mathbf{X}^T \Sigma_{X_a|X_b}^{-1} \mathbf{X} + \mathbf{X}^T \Sigma_{X_a|X_b}^{-1} \mu + \text{const.}$$

中間的兩項 $(\frac{1}{2} \mathbf{X}^T \Sigma_{12}^{-1} \mu, \frac{1}{2} \mu^T \Sigma_{21}^{-1} \mathbf{X})$ 為何可以合併，請見 **lesson1**，證明方式是一樣的。

$$-\frac{1}{2}(X_a - \mu_a)^T \Lambda_{aa}(X_a - \mu_a) + \frac{1}{2}(X_a - \mu_a)^T \Lambda_{ab}(X_b - \mu_b) + \frac{1}{2}(X_b - \mu_b)^T \Lambda_{ba}(X_a - \mu_a) + \frac{1}{2}(X_b - \mu_b)^T \Lambda_{bb}(X_b - \mu_b)$$

中，第一項中會有 quadratic 項，第二項和第三項可以合併，合併後和第一項的某幾項中會有 linear 項，第四項為常數，故

quadratic 項：

$$\Sigma_{X_a|X_b} = \Lambda_{aa}^{-1}$$

linear 項：

$$\frac{-1}{2}(X_a - \mu_a)^T \Lambda_{aa}(X_a - \mu_a) + \frac{-1}{2}(X_a - \mu_a)^T \Lambda_{ab}(X_b - \mu_b) + \frac{-1}{2}(X_b - \mu_b)^T \Lambda_{ba}(X_a - \mu_a)$$

其中的 linear 項為

$$X_a^T \Lambda_{aa} \mu_a + X_a^T \Lambda_{ab}(X_b - \mu_b) = X_a^T (\Lambda_{aa} \mu_a + \Lambda_{ab}(X_b - \mu_b))$$

故

$$\Sigma_{X_a|X_b}^{-1} \mu = \Lambda_{aa} \mu_a + \Lambda_{ab}(X_b - \mu_b)$$

$$\Rightarrow \mu = \Sigma_{X_a|X_b} (\Lambda_{aa} \mu_a + \Lambda_{ab}(X_b - \mu_b)) = \mu_a + \Lambda_{aa}^{-1} \Lambda_{ab}(X_b - \mu_b)$$

剩下的，就只有要解出 Λ 矩陣了，我們要用 Σ 來表示，所需要的技巧是方塊矩陣的反矩陣，可以只要記結論就好

$$\begin{bmatrix} A & B \\ C & D \end{bmatrix}^{-1} = \begin{bmatrix} M & -MBD^{-1} \\ -D^{-1}CM & D^{-1} + D^{-1}CMBD^{-1} \end{bmatrix}$$

其中

$$M = (A - BD^{-1}C)^{-1}$$

$$\begin{bmatrix} \Sigma_{aa} & \Sigma_{ab} \\ \Sigma_{ba} & \Sigma_{bb} \end{bmatrix}^{-1} = \begin{bmatrix} \Lambda_{aa} & \Lambda_{ab} \\ \Lambda_{ba} & \Lambda_{bb} \end{bmatrix}$$

$$\Rightarrow \Sigma_{a|b} = \Lambda_{aa}^{-1} = \Sigma_{aa} - \Sigma_{ab} \Sigma_{bb}^{-1} \Sigma_{ba}$$

$$\begin{aligned} \mu &= \mu_a + \Lambda_{aa}^{-1} \Lambda_{ab}(X_b - \mu_b) = \mu_a - (\Sigma_{aa} - \Sigma_{ab} \Sigma_{bb}^{-1} \Sigma_{ba})^{-1} (\Sigma_{aa} - \Sigma_{ab} \Sigma_{bb}^{-1} \Sigma_{ba})^{-1} \Sigma_{ab} \Sigma_{bb}^{-1} (X_b - \mu_b) \\ &= \mu_a + \Sigma_{ab} \Sigma_{bb}^{-1} (X_b - \mu_b) \end{aligned}$$

方塊矩陣反矩陣證明(補充)

詳細見 <https://ccjou.wordpress.com/2010/08/02/分塊矩陣的解題案例/>

$$\begin{bmatrix} A & B \\ C & D \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I & O \\ CD^{-1} & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} A - BD^{-1}C & O \\ O & D \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I & BD^{-1} \\ O & I \end{bmatrix} \quad (\text{將} \begin{bmatrix} A & B \\ C & D \end{bmatrix} \text{藉由行運算、列運算變為對角矩陣})$$

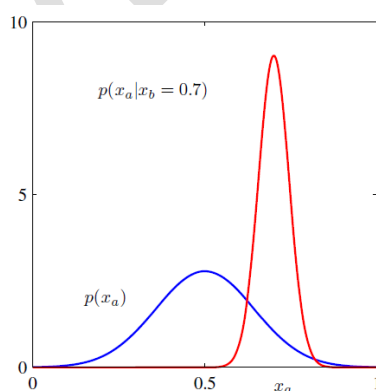
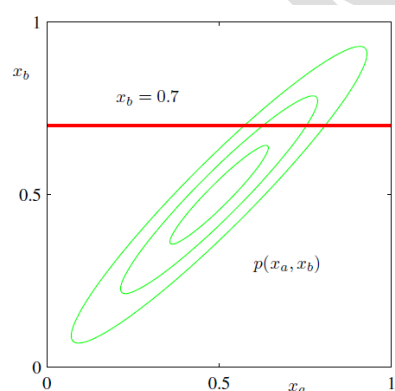
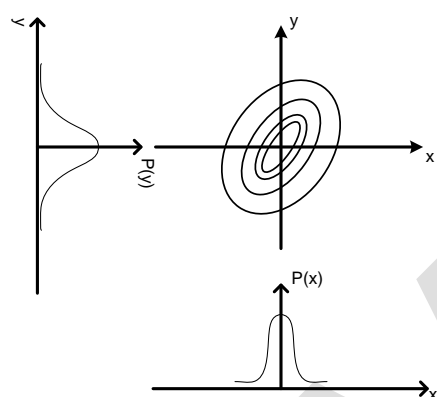
$$\Rightarrow \begin{bmatrix} A & B \\ C & D \end{bmatrix}^{-1} = \begin{bmatrix} I & BD^{-1} \\ O & I \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} A - BD^{-1}C & O \\ O & D \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} I & O \\ CD^{-1} & I \end{bmatrix}^{-1}$$

$$= \begin{bmatrix} I & -BD^{-1} \\ O & I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} (A - BD^{-1}C)^{-1} & O \\ O & D^{-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I & O \\ -CD^{-1} & I \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} M & -MBD^{-1} \\ -D^{-1}CM & D^{-1} + D^{-1}CMBD^{-1} \end{bmatrix}$$

$$M = (A - BD^{-1}C)^{-1}$$

Marginal Gaussian distribution

我們剛剛已經提到，若許多個 univariate Gaussian distribution 做 joint，結果仍為 Gaussian distribution，那麼我們好奇想問，反過來也對嗎？若一 multivariate Gaussian distribution 可拆成多個單一維度的分布，這些維度其實也都是 Gaussian distribution，詳細證明在課本 p88-89，但我看不到懂，用圖來表現的話就像下圖



來自課本 p90

上圖可看到綠色的線是原始的二維 multivariate Gaussian distribution，但是若只看其中一個維度，此維度的分布仍為 Gaussian distribution

那麼這些被拆開來的維度的 mean 和 variance 如何表示？
和前面的假設一樣

$$X = \begin{bmatrix} X_a \\ X_b \end{bmatrix}, \mu = \begin{bmatrix} \mu_a \\ \mu_b \end{bmatrix}, \Sigma = \begin{bmatrix} \sigma_a^2 & B \\ B & \sigma_b^2 \end{bmatrix}$$

取 $A = \begin{bmatrix} I & O \end{bmatrix}, b = 0$

$AX + b = \begin{bmatrix} I & O \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_a \\ X_b \end{bmatrix} = X_a$ ，故 marginal Gaussian distribution 仍為一種 affine property

$$\mu = A\mu + b = \begin{bmatrix} I & O \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mu_a \\ \mu_b \end{bmatrix} + 0 = \mu_a$$

$$\Sigma_a = A\Sigma A^T = \begin{bmatrix} I & O \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sigma_a^2 & B \\ B & \sigma_b^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} I \\ O \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} I & O \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sigma_a^2 \\ B \end{bmatrix} = \sigma_a^2$$

故

$$X_a \sim N(\mu_a, \sigma_a^2)$$

$$X_b \sim N(\mu_b, \sigma_b^2)$$

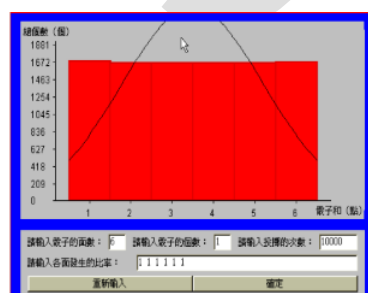
中央極限定理(central limit theorem)

無論原始的分布為何，只要我們一次取樣點越多，將取樣點取平均或加總，最終得到的分布會越趨近於高斯分布。

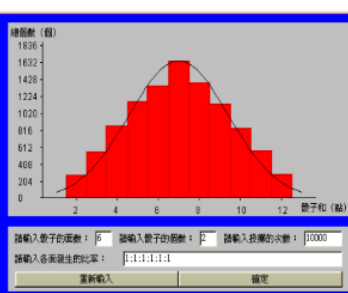
參考網站：<http://www.math.nsysu.edu.tw/StatDemo/CentralLimitTheorem/CentralLimit.html>

假設我們用骰子做實驗，如果我們一次骰一次骰子，做 10000 次取樣，得到的會趨近於 uniform distribution，而若我們一次骰的骰子越多，將一次採到的點數做加總，做 10000 次取樣後，所得到的分布會越趨近於高斯分布

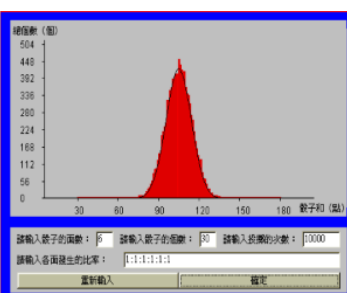
骰一顆骰子



骰兩顆骰子



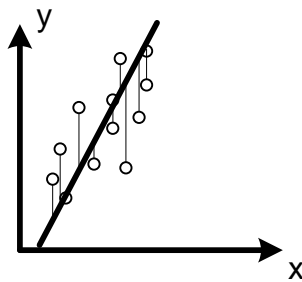
骰 30 顆骰子



圖片來源：<http://www.math.nsysu.edu.tw/StatDemo/CentralLimitTheorem/CentralLimit.html>

Bayesian linear regression

回到 lesson1 的最後面，我們在計算 LSE 的地方，我們使用 LSE 是希望找出一個方程式，這個方程式的直線離我們現在的 data 的所有點有最短的距離。



就是希望得到有最小黑色細線長度平方的直線

但是，若我們是用 **Gaussian distribution** 來想這件事，假設已經知道實際的最佳直線為何，離直線越近，機率應該是越大，離直線越遠機率越小，所以如果我們直線中每點都取一個 **Gaussian distribution**，data 每點都可以得到一個機率，將每個點的機率做相乘，得到的就是這 data 能得到這條直線的機率。

如此我們就可以將問題轉換成另外一個問題，有哪條直線在我們手中的 data 中可以得到最大的機率，這條直線就是最佳的直線。更甚者，我們可以決定一個區間，是 outcome 可能會發生的地方 (藉由已知的 **variance**)，也就是所謂的 **predictive distribution**

