

λ resulta de un proceso iterativo que consiste en maximizar la verosimilitud, es decir, si tenemos los rendimientos y estos son normales, tenemos que resolver el sig. problema:

$$\max L(\mu, \sigma^2) = f(x_1, \mu, \sigma^2) f(x_2, \mu, \sigma^2) f(x_3, \mu, \sigma^2) \dots$$

donde f es la función de distribución de probabilidad

$$f(x_i, \mu, \sigma^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{x_i - \mu}{\sigma} \right)^2}$$

$$\max_{\mu, \sigma^2} L(\mu, \sigma^2) = \prod_{i=1}^n \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{x_i - \mu}{\sigma} \right)^2}$$

$$\text{MAX } \mathcal{L}(\mu, \sigma^2) = \sum_{i=1}^n \ln \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{x_i - \mu}{\sigma} \right)^2}$$

El resultado de Maximizar la ecuación anterior respecto de σ^2 es:

$$\sigma^2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2$$

La estimación anterior asume que la varianza es constante cada x_i tiene la misma distribución con σ^2

"Ahora la varianza ya no es constante"

$$\rightarrow \max_{\sigma_i^2} \sum_{i=1}^n \ln \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_i^2}} e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{x_i - \mu}{\sigma_i} \right)^2}$$

"i derivadas iguales a 0"

Se reduce a esto:

$$\underset{\sigma_i^2}{\text{Max}} \sum_{i=1}^n \left[-\ln \sigma_i^2 - \frac{X_i^2}{\sigma_i^2} \right] \text{ sujeto a: } \sigma_i^2 = (1-\lambda) X_{i-1}^2 + \lambda \sigma_{i-1}^2$$

$$0 < \lambda < 1$$

$$X_i : \beta_i$$