El algoritmo Metropolis-Hastings se puede resumir de la forma siguiente:

1. `Definir un valor inicial` $\theta^{(0)}$,
2. $t = 0$,
3. `Generar` $\boldsymbol{\phi} \sim g(\cdot|\boldsymbol{\theta}^{(t)})$,
4. `Definir`
$$\alpha(\boldsymbol{\theta}^{(t)}, \boldsymbol{\phi}) = \text{mín}\left[1, \frac{f(\boldsymbol{\phi}|\mathbf{x}) \cdot g(\boldsymbol{\theta}^{(t)}|\boldsymbol{\phi})}{f(\boldsymbol{\theta}^{(t)}|\mathbf{x}) \cdot g(\boldsymbol{\phi}|\boldsymbol{\theta}^{(t)})}\right]$$
5. `Tomar`
$$\boldsymbol{\theta}^{(t+1)} = \begin{cases} \boldsymbol{\phi} & \text{con probabilidad } \alpha \\ \boldsymbol{\theta}^{(t)} & \text{en caso contrario} \end{cases}$$
6. $t = t + 1$. `Ir a 3`.

Se puede demostrar que mediante este algoritmo se simula una muestra de una cadena de Markov cuya distribución estacionaria es $f(\boldsymbol{\theta}|\mathbf{x})$.

En teoría, se puede utilizar cualquier distribución $g(\boldsymbol{\phi}|\boldsymbol{\theta})$. Lo más importante es que sea fácil de muestrear, aunque.la convergencia del algoritmo será más rápida si $g \approx f$.

Comprobación de la convergencia

(i) Comparación de los resultados con valores iniciales diferentes.

(ii) Gráficos de los valores $\theta^{(t)}$.

(iii) Gráficos de la media estimada (*running means*) de θ.

(iv) Diagnósticos formales de convergencia.

Habitualmente, se usa la primera parte de los datos generados por la cadena de Markov como datos de *burn-in* para que la cadena *olvide* su estado inicial, de modo que para la estimación sólo se utiliza la ultima parte de los datos generados.

Se estima (por ejemplo) la media a posteriori de $\boldsymbol{\theta}$ usando

$$E[\boldsymbol{\theta}|\mathbf{x}] \approx \frac{1}{N-M} \sum_{t=M+1}^{N} \boldsymbol{\theta}^{(t)},$$

donde M es el número de iteraciones de *burn-in* y N es el número total de iteraciones.