

# Breve introduzione a BAT

14 aprile 2011

Mia mail in caso di domande: Massimo.Corradi@bo.infn.it

Homepage di BAT:

<http://www.mppmu.mpg.de/bat/?page=home>

Trovate 2 articoli utili nella pagina della documentazione:

“Short introduction to BAT” , istruzioni sul programma: user guide, molto utile

“BAT - The Bayesian Analysis Toolkit” == articolo piu' generale

Cosa e' BAT ?

Un set di librerie C++ integrate con Root per risolvere problemi di inferenza Bayesiana

Teorema di Bayes

$$f(\bar{x}|\text{data}) = 1/N \ P(\text{data}|\bar{x}) \ f_0(\bar{x})$$

Usa un Markov Chain Monte Carlo (MCMC) basato sull'algoritmo Metropolis  
Per campionare la “posterior”  $f(\bar{x}|\text{data})$ .

L'utente deve fornire un modello (un oggetto C++) che implementa due metodi:

```
double LogAPrioriProbability(std::vector <double> parameters);  
double LogLikelihood(std::vector <double> parameters);
```

Poi BAT si occupa del resto,  
Ma conviene guardare un esempio specifico ...

# Esempio 1: Misura di conteggi con background

1) Si misura per un tempo  $T$  il numero di conteggi  $N$  provenienti da una sorgente e dal fondo

2) Si misura per un tempo  $T_{\text{BKG}}$  il numero di conteggi  $N_{\text{BKG}}$  provenienti dal fondo solamente

-> trovare l'intensita' della sorgente,  $R_s$ , e del fondo,  $R_b$ .

Lo avete gia' visto usando JAGs

E' il tutorial numero 1 di BAT:

[http://www.mppmu.mpg.de/bat/?page=tutorials&name=counting\\_experiment](http://www.mppmu.mpg.de/bat/?page=tutorials&name=counting_experiment)

In breve:

$$f(R_s, R_b) = C * P(\text{data}|R_s, R_b) f_0(R_s) f_0(R_b)$$

$$P(\text{data}|R_s, R_b) = P(N, R_s, R_b) P(N_b | R_b)$$

$$P(N | R_s, R_b) = \text{Poisson}(N, \lambda = T * (R_s + R_b))$$

$$P(N_b | R_b) = \text{Poisson}(N_{\text{BKG}}, \lambda = T_{\text{BKG}} * R_b)$$

## Esempio 2: Fit Lineare di misure con incertezza gaussiana costante.

Ho un set di misure di  $y_i^M$  a diversi valori di  $x_i$ .

Modello: le misure di  $y$  sono distribuite secondo una gaussiana con Media  $y=f(x)=ax+b$  e  $\sigma=\text{costante}=\sigma$  :

-> cerchiamo di fare una inferenza su  $a, b$  e anche di interpolare/estrapolare il risultato: cioè trovare il valore (la pdf) di  $y$  per un dato  $x$

-> misure indipendenti:  $P(\text{data}|a, b) = \prod_i P(y_i^M|a, b)$

$$P(y_i|a, b) = 1/(\sigma \sqrt{2\pi}) * \exp( -(y_i^M - f(x_i))^2 / (2 * \sigma^2) ) = C \exp( -(y_i^M - f(x_i))^2 ) = C \exp( -(y_i^M - ax_i - b)^2 )$$

-> il modello gaussiano è disponibile pre-confezionato: `BCGraphFitter`  
(vedere l'esempio in `BAT-0.4.2/examples/basic/graphFitter`)  
Altri modelli pre-definiti per fit: binomiale, Poisson, template fitter

-> Sfruttiamo l'esempio anche per vedere come si può usare BAT interattivamente in Root invece che in un programma C++ compilato.

Esempio 3: estensione dell'esempio 2 al confronto tra modelli:

-> confrontare due modelli: Fit lineare o fit quadratico

$$P(\text{dati}|\text{mod}) = \int d\bar{x} P(\text{dati}|\bar{x}) f_0(\bar{x}) = N$$

E' la costante di normalizzazione del teorema di Bayes.

Si puo' assegnare una probabilita' a priori a "ogni possibile modello" e poi calcolare le prob. a posteriori per i diversi modelli:

$$P(\text{mod}_1|\text{dati}) = P(\text{dati}|\text{mod}_1) p_0(\text{mod}_1) / [ \sum_{\text{modelli}} P(\text{dati}|\text{mod}_i) p_0(\text{mod}_i) ]$$

oppure piu' semplicemente guardare il  
Bayes factor =  $P(\text{mod}_1|\text{dati}) / P(\text{mod}_2|\text{dati})$

Cose interessanti

- > Implementa automaticamente il Rasoio di Occam
- > dipendenza dal range di integrazione
- > normalizzazione delle prior

Altre cose interessanti di BAT non considerate qui

- Ottimizzazione del MCMC
- calcolo dei p-values
- modelli pre-definiti per fit (Gaussiano, binomiale, Poisson, template fitter)