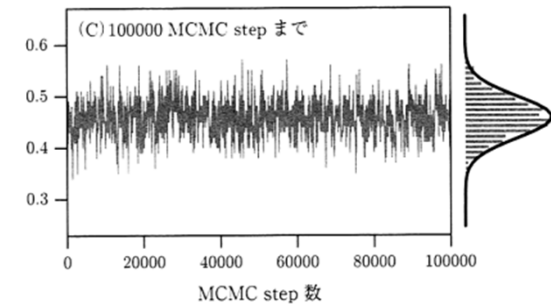


8.3.1 メトロポリス法



メトロポリス法の繰り返しとは
右側の**定常状態**

= **確率密度分布**からの**サンプリング**

MCMC法を使った統計モデルの当てはめ

“正しい値”にたどり着く最尤推定とは違う

8.3.2 MCの定常分布（の性質）

↓いやいや、なんでやねん

「定常状態のことを $p(q|Y)$ と表記します。」
MCMCを何度も走らせてみました（↓図8.9）

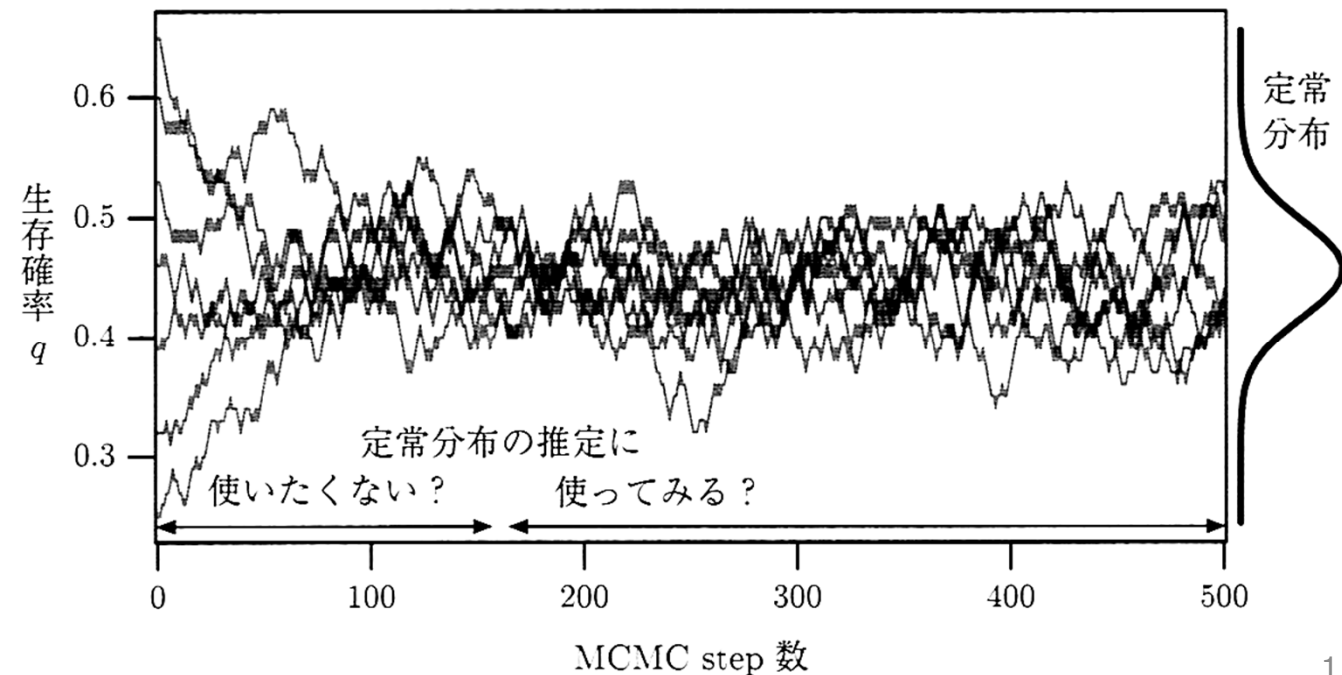
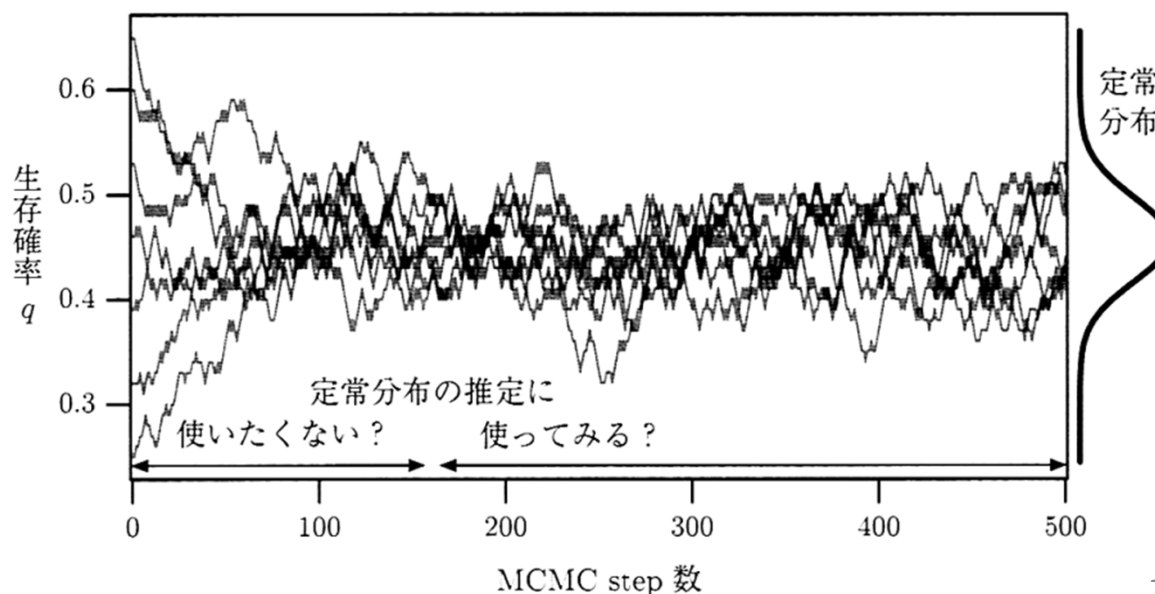


図8.9

8.3.2 MCの定常分布（の性質）

- 最初は違うけど、徐々に近づく
 - それなりに多くのステップ数が必要そう
 - 前後の値は似てそう
 - 判定は、複数チェーンの比較でできそう



8.3.3 定常状態は何をあらわす？

定常分布 $p(q|Y)$ は

尤度 $L(q)$ に比例する確率分布

↓後で出てくる

$$p(q|Y) = \frac{L(q)}{\sum_q L(q)}$$

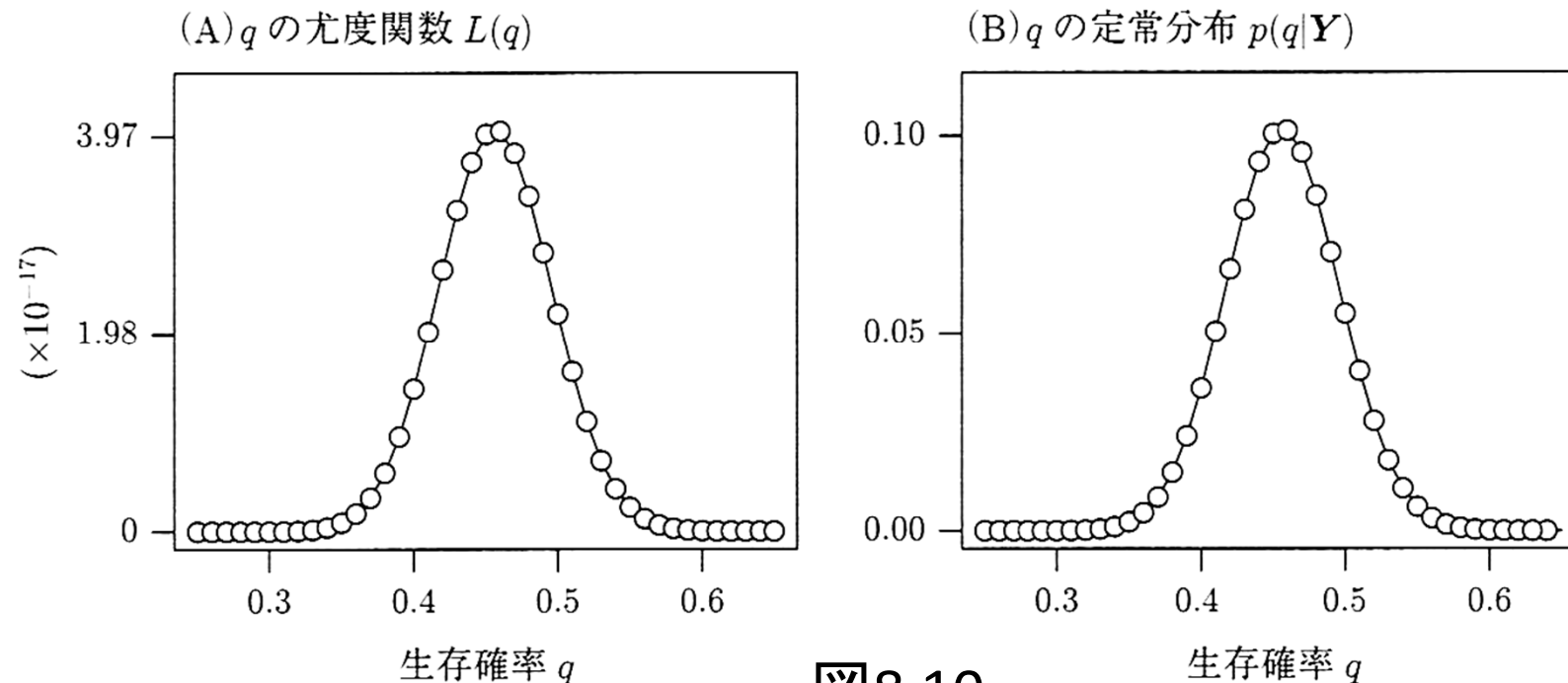
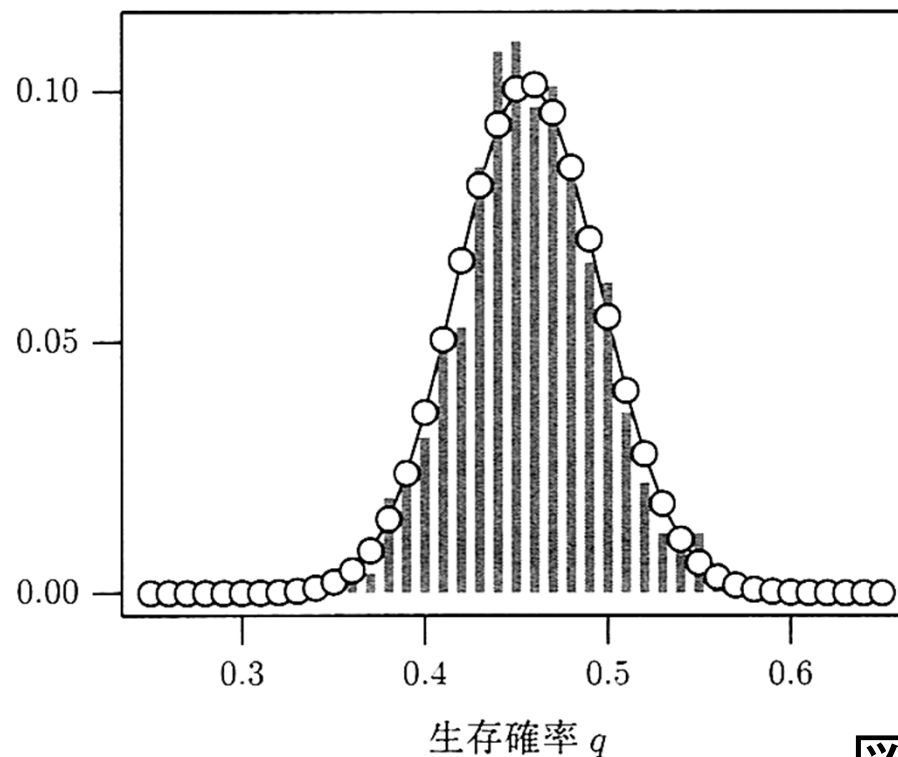


図8.10

8.3.3 定常状態は何をあらわす？

つまり、MCMCサンプリングによって
尤度に比例する定常分布 $p(q|Y)$ を推定



バー：
MCMCで得られた
サンプルのヒストグラム

白丸：
尤度に比例する
定常分布 $p(q|Y)$

図8.11

8.3.3 定常状態は何をあらわす？

$p(q|Y)$ は尤度 $L(q)$ に比例している
→データ Y をモデルに当てはめた時の
 q がとる値の確率分布を推定をしている

つまり、**MCMCサンプリング**とは
統計モデルの当てはめ（パラメータ推定含む）
の一種だったのです！

8.3.3 （私の言葉でまとめ）

1. データ Y をモデル（二項分布）に当てはめ
MCMCを繰り返す
2. 何かの（定常）分布が得られる $p(q|Y)$
3. これは尤度に比例する $L(q) \propto p(q|Y)$
4. つまり、2の分布を見れば、パラメータ q
の尤もらしさ = **推定値の分布**がわかる
5. （最尤推定では、その頂きだけを見ていた。
MCMCだと推定値のひろがりまでわかる。）

8.4 MCMCサンプリングとベイズ

ちょっと待て！

“**推定値の分布**”とは何？

– 頻度主義frequentismではありえない概念

パラメータ@頻度主義：ただひとつの値

パラメータ@ベイズ統計：分布を持つ

高倉補足：このため、**信頼区間**に関する一般の理解はベイズでの**信用区間**に近い

8.4 MCMCサンプリングとベイズ

↓天下り式ですね

先ほどのMCMC法による当てはめをベイズ的に見直す
定常分布をベイズの定理で書きなおしてみましょう

$$p(q|Y) = \frac{p(Y|q)p(q)}{\sum_q p(Y|q)p(q)}$$

8.4 MCMCサンプリングとベイズ

↓天下り式であることをもはや隠さない

先ほどのMCMC法による当てはめをベイズ的に見直す
定常分布をベイズの定理で書きなおしてみましょう

$$p(q|Y) = \frac{p(Y|q)p(q)}{\sum_q p(Y|q)p(q)}$$

事後分布
Posterior distribution

尤度
Prior distribution
事前分布

データYが得られる確率
(qの値に関わらず)

この構造をざっくり書きかえると…