

. 分担研究報告

課題 3 . 総合的な摂取量評価における推定値の 精緻化および信頼性の向上に関する研究

研究分担者 鈴木 美成

令和元年度厚生労働行政推進調査事業費補助金 食品の安全確保推進研究事業

食品や環境からの農薬等の摂取量の推計と国際標準を導入するための研究

研究分担報告書

総合的な摂取量評価における推定値の精緻化および信頼性の向上に関する研究

研究分担者

国立医薬品食品衛生研究所食品部 鈴木美成

研究要旨

有害物質の摂取量推定値は、健康リスクの管理を目的とする規格値策定等の行政施策の検討、及び効果検証のための科学的根拠となる。本研究では、国民が食品を介して摂取する農薬の量をより精緻に推定するために、1) 確率論的な摂取量推定を行うため、喫食量の確率密度分布の推定、2) 未検出 (ND) となった例を含むデータにおける統計妥当性の高い推定法に関して検討を行った。

喫食量には 0 にマスを持つ正の値であるので、ゼロ過剰を表現できる Tweedie 分布、ゼロ過剰ガンマ (ZIG) 分布、ゼロ過剰対数正規 (ZILN) 分布の確率密度分布を検討した。Tweedie 分布が最適だったのは、2 群、8 群、9 群、10 群、12 群であった。ZIG 分布が最適だったのは、1 群、4 群、5 群、6 群、7 群、11 群であり、ZILN 分布が最適だったのは 3 群と 13 群であった。

1 日農薬摂取量には ND のレコードが含まれる。従来は、ND となったレコードには定量下限値 (LOQ) の 0.2 倍を代入して解析を行ってきたが、0.2 倍には科学的根拠はない。そこで、より統計的に得られたデータは 1) 定量下限値 (LOQ) 以上、2) 検出限界値 (LOD) 以上 LOQ 未満、3) LOD 未満の三つに分け、2)と 3)については区間累積密度を用いて、確率密度分布のパラメーターおよび分布の平均値と標準偏差をベイズモデルを用いて推定した。確率密度分布に、対数正規分布とガンマ分布を仮定した。ND に LOQ の 0.2 倍の値を代入して推定した値と比較すると、BE 法による推定値の方が低かったのは、クロチアニジン、プロフェジン、フルアジホップブチル、フルベンジアミド、メタミドホスであった。また、ノバルロン、プロフェジン、フルアジホップブチル、メタミドホスの BE 法による平均値の事後予測分布の四分位範囲内には、0.2LOQ を代入して推定した値が含まれていなかった。

A. 目的

食品を介した農薬の摂取量評価は、残留農薬基準値といった健康リスクの管理を目的とする規格値策定等の行政施策の検討、及び効果検証のための科学的根拠となる。

本研究で行っているトータルダイエツスタディは、日本人の平均的な農薬摂取量を評価するために国民健康栄養調査のデータを用いて平均的な食品摂取量に基づく評価を行っている。一方で、健康リスクが高い群がいる可能性は否定できない。しかしながら、バラツキを評価するためにサンプル数を増やすにも制限がある。そこで、平均的な摂取量だけでなく、確率論的な評価も重要である。確率論的な評価では、推計に用いるパラメーターである食品喫食量と食品中濃度をそれぞれ確率密度分布として扱うことによって、食品を介した農薬摂取量の確率密度分布を得ることが出来る。確率論的な評価を行うにモンテカルロシミュレーションは強力な推定法となるが、その使用にあたっては妥当な確率密度分布とそのパラメーターが必要である。そこで、今年度はモンテカルロシミュレーションへの適用を想定して、各食品群の喫食量の確率密度分布とパラメーターの推定を行うことを目的とした。

一方で、食品中の農薬濃度については打ち切り問題が生じる。打ち切り (censoring) は、ある値よりも大きすぎる、小さすぎる、またはその両方の値を非表示にする。切り捨て (truncated) られたデータとは異なるのは、打ち切られたデータポイントの数はわかってる点である。より具体的に農薬分析の場合は、検出限界 (LOD) あるいは定量下限値 (LOQ) 未満のデータは、妥当な数値を割り替えることは困難となる。

これまでの厚生労働省が主体となって行ってきた農薬摂取量評価において、LOD 未

満・およびLOD以上LOQ未満のデータは、NDとして扱い、NDにはLOQの0.2倍した値を代入し平均的な摂取量を評価してきた。しかしながら、代入法は問題のある方法として認識されて来ており、限定された場合のみ使用を推奨されるようになってきている。代入法に代わり、最尤推定などの代替法の使用が推奨されて来ている。また、サンプル数が少ない場合は、検出値と検出された割合を報告すべきとの提言もある。そこで、今年度得られた農薬摂取量のデータに対して、ベイズモデルによる推定を行い、代入法との相違について評価した。

B. 試料と方法

1 データ

2014年から2016年の国民健康・栄養調査のデータを解析に使用した (2014年: 8047件, 2015年: 7456件, 2016年: 30820件)。コード化された情報 (都道府県名, 食品分類) を変換後、無効レコードを削除したものを (約10%が無効) 解析に使用した。データベース内の数字は適宜換算を行った。

2 方法

解析にはR (3.4.0) を用いた。ベイズモデルの計算はrstanパッケージ (2.16.2) を用いた。

作成したベイズモデルの妥当性は、下記の式で示した広く使える情報量規準 (widely applicable information criterion (WAIC)) を用いてWAICが最も低いモデルを採用した。

$$WAIC = L_{WAIC} + p_{WAIC}$$

ここで、 L_{WAIC} はベイズ学習損失を示す対数尤度の平均値で、 p_{WAIC} は推定有効パラメーター数を示す事後予測分布の揺らぎを示す。

L_{WAIC} と p_{WAIC} は以下のように定義される。

$$L_{WAIC} = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \log E(L_i)$$

$$p_{\text{WAIC}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n V(\log L_i).$$

ここで、 n はサンプル数、 L_i は事後予測分布から得られた各データポイントに対する尤度を、 $E(X)$ は変数 X の平均値、 $V(X)$ は変数 X の分散を示す。

C & D. 結果と考察

1 食品の喫食量に難する推定

各食品群に該当する小分類の総和を計算し、新規の変数として保存した後、地域ブロックごとに各変数の平均値を集計した。集計結果は表 1 に示す。

喫食量は正の連続変数であるため、対数正規分布を仮定してシミュレーションを行うことがこれまで多かった。しかしながら、すべての食品群には 0 を含むレコードが存在していたため、対数正規分布は妥当な確率密度分布であるとはいえない。そこで、0 過剰を表現できる確率密度分布である Tweedie 分布、zero-inflated gamma 分布、zero-inflated log-normal 分布を検討した。Tweedie 分布は、以下の式で示すように、 $Y=0$ の場合は確率 $e^{-\lambda}$ で生成され、 $Y>0$ の場合は複合ポアソン-ガンマ分布 (compound Poisson-gamma distribution) から生成される。

$$\begin{cases} e^{-\lambda} & \text{if } Y = 0 \\ \begin{cases} M \sim \text{Poisson}(\lambda) \\ X_m \sim \text{Gamma}(\alpha, \beta) \end{cases} & \text{if } Y > 0 \\ Y = \sum_{m=1}^M X_m \end{cases}$$

ここで、 λ はポアソン分布のパラメーター、 α はガンマ分布の形状パラメーター shape を、 β はガンマ分布の比率パラメーター rate を示す。つまり、喫食回数 M がポアソン分布に従い、1 回の喫食量 X_m がガンマ分布に従い、その総和として Tweedie 分布となると解釈できる。

R の tweedie パッケージ (ver. 2.3.2) を使う場合は、Tweedie 分布のパラメーターは μ , ϕ , θ で指定しており、 $\mu > 0$, $\phi > 0$, $1 < \theta < 2$ を満たす。Tweedie 分布の平均値の理論値は μ 、分散の理論値は $\phi\mu^\theta$ になる。ここで、 μ , ϕ , θ と λ , α , β の間には以下のような関係がある。

$$\begin{cases} \lambda = \frac{1}{\phi} \frac{\mu^{(2-\theta)}}{2-\theta} \\ \alpha = \frac{2-\theta}{\theta-1} \\ \beta = \frac{1}{\phi} \frac{\mu^{(1-\theta)}}{\theta-1} \end{cases}$$

$$\begin{cases} \mu = \lambda \frac{\alpha}{\beta} \\ \phi = \frac{\lambda^{(1-\theta)} \left(\frac{\alpha}{\beta}\right)^{2-\theta}}{2-\theta} \\ \theta = \frac{\alpha+2}{\alpha+1} \end{cases}$$

Tweedie 分布は 0 にマスを持つ確率分布であるため、タバコ消費の解析や保険数理などの応用分野でもニーズが高く利用されている。

Zero-inflated モデルは、 $(1-p)$ の確率で 0、 p の確率である確率密度分布に従うモデルであり、ポアソン分布と組合わせた zero-inflated Poisson 分布は来店回数の来客数のモデルに使用される。

喫食量は 0 以上の連続変数であるので、対数正規分布あるいはガンマ分布と組合わせた、zero-inflated lognormal (ZILN) 分布と zero-inflated gamma (ZIG) 分布への適合を検討した。

各レコードに対する対数尤度を計算することで、各モデルの WAIC を計算し、WAIC が最小となる最適なモデルとして選択した。

Tweedie 分布が最適だったのは、2 群、8

群, 9 群, 10 群, 12 群であった。ZIG 分布が最適だったのは、1 群, 4 群, 5 群, 6 群, 7 群, 11 群であり、ZILN 分布が最適だったのは 3 群と 13 群であった。

2 ベイズモデルを用いた農薬摂取量の推定

化学分析で得られたデータが検出されたかどうか判断するためには、信号強度がある閾値以上 [検出限界値 (Limit of detection (LOD)), 定量下限値 (Limit of Quantification (LOQ))] である必要がある。分析化学においては、得られた信号は以下の 3 つのパターンに分けることができる。

- 1) 定量するに十分な信号強度が得られた。
- 2) 定量するに十分な信号強度が得られてはいないが、検出したとみなせる信号強度が得られた。
- 3) 検出したとみなせる信号強度は得られなかった。

データに非定量値が存在すると、信頼できる値を割り当てることができないため、統計上の計算に困難を生じる。LOD や LOQ など、特定の基準より低い値が欠損したデータは、左打ち切りデータとして知られる。2006 年に、EPA のガイダンスは、検出されなかった 15% 未満のデータで、0、LOD / 2、または LOD を代入する計算方法をサポートしていた。しかし、2015 年に EPA は左打ち切りデータの割合が 5% 未満で、データがわずかに歪んでいる場合にのみ LOD/2 による置換を使用するようにガイドラインを改訂した。

代入法に代わる方法として、Kaplan-Meier (KM) 法、robust regression on order statistics (rROS) 法、最尤推定 (MLE)、ベイズ推定 (BE) 法などの利用が提案されている。

左打ち切りデータは 2) と 3) に分類することが出来る。この 2 つのパターンを分けた上

で解析したほうが情報が細分化でき、より妥当な解析結果を得ることが出来る。R の EnvStat パッケージには、KM, ROS, MLE 法だけでなくその他多くの推定法を指定することができるが、2) と 3) を区別して指定することには対応していない。

一方で、BE 法には BUGS, JAGS, Stan などの確率的言語プログラムを利用した報告がなされている。商用の統計解析ソフトのようにグラフィックインターフェース環境が整っているわけではないため、利用者が明示的にコードを書く必要があり導入の敷居は高いが、利用者が様々な確率密度関数/累積関数を指定できるため自由度が高い。そこで、本研究では喫食量の解析に用いた Stan を用いた解析を行った。

ここで、解析の基本となる尤度について基本的な数式を示す。尤度 (L) は尤度関数式に、定量できたレコードには確率密度関数 $f(x|\theta)$ から確率密度を、打ち切りとなったレコードには累積分布関数 $F(A, B|\theta) = P(A \leq x \leq B|\theta)$ から、累積確率密度を使用して次のように求めることが出来る。

$$\begin{aligned} L(\theta|x_1, x_2, \dots, x_n) &= \prod_{x \in D} f(x|\theta) \\ &\cdot \prod_{x \in C_1} F(L_1, L_2|\theta) \\ &\cdot \prod_{x \in C_2} F(0, L_1|\theta) \end{aligned}$$

ここで、 D は全ての定量値のデータセット、 C_1 は LOD 以上 LOQ 未満のデータセット、 C_2 は LOD 未満のデータセット、 L_1 は検出限界値、 L_2 は定量下限値を示す。

尤度を基にした計算方法として、最尤法とベイズ推定 (BE) による方法がある。最尤法では尤度が最大となるパラメーターを計算す

る方法である。つまり、得られたデータの同時確率が最大となるパラメーターを推定する方法である。ベイズ推定の場合も尤度が最大となるパラメーターを探索するという点は同じだが、最尤法と大きく異なる点が2つある。1つ目の相違は、探索する際に事前分布の情報が必要であることで、2つ目の相違は点ではなく分布を得る点である。

本研究においては、1日農薬摂取量が従う確率密度分布に、対数正規分布とガンマ分布を仮定した。対数正規分布を仮定した場合の Stan コードを Fig.5に示す。化学物質濃度は対数正規分布として評価した場合に、GSD=3 付近となる場合が多い。このような事前知識を 21 行目に用いて解析を行った。

その他のコードの説明を以下に示す。行目は、定量できたレコードに対する確率密度を示す。

1 6 行目は data ブロックで、解析に使用するデータを宣言している。2 行目にはサンプル数、3行目には下限値、4行目には上限値をしている。5 行目の N_{new} は2次元モンテカルロシミュレーション用に乱数何個生成させるかを指定している。ここで、“int”は整数を、“real”は実数であることを示していて、<>内は対象としたデータに関する制限を示している。

8 12 行目は transformed data ブロックで、データを変換して別のデータを生成している。11 行目では、上限値を用いて、上限値の幾何平均値を算出している。

14 17 行目は parameters ブロックで、推定したいパラメーターを宣言している。このモデルでは、対数正規分布を仮定しているので、幾何平均値 (GM) と幾何標準偏差

(GSD) を推定するようにここで宣言している。GSD は 1 以上の実数であるので、GSD の取りうる範囲について制限している。

19 34 行目が model ブロックで、そのなかでも 20, 21 行目は事前分布に相当する。ここで、“ $X \sim \text{normal}(\mu, \sigma)$ ”という記述は、データ X は平均 μ 、標準偏差 σ の正規分布に従うという意味になる。上記で述べたように、事前知識から GSD=3 付近になるということ、正規分布として確率的に表現している。23 33 行目がデータに対するモデル部分に相当する。24 行目では定量できたデータであるのかどうかを識別し、その場合は確率密度の対数値を計算し足しこむことを 25 行目で行っている。定量できなかった場合は (26 行目)、さらに LOD 未満のデータかどうかを 27 行目で識別し、28 行目で 0 下限値までの累積確率密度の対数値を計算し足しこんでいる。2つのパターンのどちらでもない場合 (29 行目) は、下限値～上限値までの累積確率密度の対数値を計算し足しこむ (30 行目)。この足し込み (“target +=”) を 23 行目で 1 N まで繰り返す操作を行うことで、尤度が高くなるパラメーターを探索・推定している。

36 56 行目の generated quantity ブロックでは推定したパラメーターを利用して種々の計算を行う。ここでは、WAIC を計算するための各サンプルの確率密度 (\log_{lik}) を 42 52 行目において計算し、53 と 54 行目において、推定されたパラメーターを有する確率分布における期待値 (μ_{est}) と標準偏差 (sd_{est}) を、それぞれ算出している。

重金属などは拡張元素普存説のように全ての試料には全ての元素が含まれていると考えるのが自然であり、そのため 0 以上かつ

0に漸近しない対数正規分布を仮定することが一般的である。一方で、農薬の場合には無農薬の作物もあれば、農薬適用外の食品もあるため、分析化学的に0であることを証明することは難しいものの、統計科学的に0に漸近するような確率密度分布の適用を検討すべきと考えられる。

ガンマ分布は形状母数 shape、尺度母数 rate の2つのパラメーターで特徴づけられ、主に信頼性工学における電子部品の寿命分布や通信工学におけるトラフィックの待ち時間分布に応用される。また所得分布にも応用される。shape パラメーターが1未満のガンマ分布は0に漸近する。そこで、対数正規分布だけでなく、ガンマ分布についても仮定した。その Stan コードは Fig.6 に示す。

対数正規分布とガンマ分布を仮定した BE を行い、WAIC を比較して WAIC が低い確率密度分布を採用した。また、その確率密度分布の元に得られた計算結果を Table 4 に示す。

MCMC の収束判断に関する例としてアセタミプリドの解析例を Fig. 7 に示す。iterations=5000, warm-up=2500, chain=4, thinning=5 の条件で parameter block で宣言した2個のパラメーター (GM と GSD) と対数事後確率の合計値 (lp_ (log posterior の略)) が収束した (Fig. 7A)。これらのパラメーターと摂取量の平均値 (mu_est) と標準偏差 (sd_est) について、MCMC サンプリングの結果得られた2000個ずつの結果の概要を Fig. 7B に示す。これら5つの値以外にも各データの尤度や予測値などの全ての計算結果において、一般的に収束の目安となる chain 内分散と chain 間分散の割合である \hat{R} が1.1以下を満たしていた (Fig. 7C)。ま

た、有効サンプル数の割合や相対的モンテカルロ標準偏差も一般的な基準 (それぞれ0.1以上, 0.1以下) を満たしていた。以上のことから、chain 間での推測値の解離や自己相関の影響は少なく、各 chain は異なる初期値から出発し最終的には同様の値に到着したことを示し、全ての計算値は収束したと考えられた。全ての農薬について収束の判断を確認し、適宜 iteration 数を増やすなど行った。各農薬のパラメーター (GMとGSD、あるいは shape と rate) および 摂取量の平均値 (mu_est) と標準偏差 (sd_est) の事後予測分布を Fig. 8 に示す。

BE 法に用いることのできるサンプル数は25であったが、サンプル数が小さい場合であっても事後予測分布の広がりが大きくなるといった傾向は無く、比較的妥当な推定が行えたと判断できた。

ND に LOQ の0.2倍の値を代入して推定した値と比較すると、BE 法による推定値の方が低かったのは、クロチアニジン、プロフェジン、フルアジホップブチル、フルベンジアミド、メタミドホスであった。また、ノバルロン、プロフェジン、フルアジホップブチル、メタミドホスの BE 法による平均値の事後予測分布の四分位範囲内には、0.2LOQ を代入して推定した値が含まれていなかった。これらの農薬は、裾の重い幾何標準偏差が3.6より大きな対数正規分布であった。0.2LOQ は代入する値として不適當であった可能性がある。

しかしながら、真の値は不明であるため、代入法と BE 法のどちらの推定値が真値に近いかは判断できない。真の値との差 (正確性)、平均値の推定区間内に真の値が含まれているかどうか (妥当性)、ことなるデー

タセットにおいても同様の解析結果を返すことが出来るか (頑健性) について、乱数を繰り返し生成するシミュレーションを行い評価する必要があるだろう。

また、Table 4 には事後予測中央値 (MED) を表記した。MED は計算が簡便でかつ分布の歪みに比較的頑健であるため、本研究では MED を代表値として用いた。しかしながら、得られた事後予測確率分布からの推定値としては、他に事後予測平均値 (EAP) や事後予測確率最大値 (MAP) などの候補がある。シミュレーションの際にはどの推定値を採用するのかについても検討すべきであろう。

E 結論

食品を介して摂取する農薬の量をより精緻に推定するために、1) 確率論的な摂取量推定を行うため、喫食量の確率密度分布の推定、2) 未検出 (ND) となった例を含むデータにおける統計妥当性の高い推定法に関して検討を行った。喫食量には0にマスを持つ正の値であるので、ゼロ過剰を表現できる Tweedie 分布、ゼロ過剰ガンマ (ZIG) 分布、ゼロ過剰対数正規 (ZILN) 分布の確率密度分布を検討した。Tweedie 分布が最適だったのは、2群、8群、9群、10群、12群であった。ZIG 分布が最適だったのは、1群、4群、5群、6群、7群、11群であり、ZILN 分

布が最適だったのは3群と13群であった。農薬摂取量は、1) 定量下限値 (LOQ) 以上、2) 検出限界値 (LOD) 以上 LOQ 未満、3) LOD 未満の三パターンに分け、定量値、下限値、上限値に喫食量を乗じて1日摂取量の下限値と上限値を算出した。これらの値を用いて、ベイズモデルを用いて推定したところ、クロチアニジン、プロロフェジン、フルアジホップブチル、フルベンジアミド、メタミドホスの推定1日摂取量は、代入法と比較して、BE法による推定値の方が低かった。

F. 研究発表

1. 論文発表

なし

2. 学会発表

- 1) 鈴木美成, 穉山浩; 未検出例を含むデータをどのように扱うのが適切か? - ミネラルウォーター中 Cr(VI)を例として-, 第56回全国衛生化学技術協議会年会 (2019.12).

H. 知的財産権の出願, 登録状況

なし

I. 健康危機情報

なし

Table 1 2014-2016年 国民健康栄養調査 食品摂取量地域別集計結果 (平均値, 単位: g)

食品群	小分類	総計	地域												
			北海道	東北	関東Ⅰ	関東Ⅱ	北陸	東海	近畿Ⅰ	近畿Ⅱ	中国	四国	北九州	南九州	
Ⅰ群	米 (01)	317.0	313.7	334.8	282.4	328.9	335.0	320.7	301.6	317.8	325.7	318.2	314.5	317.4	
	米加工品 (02)	3.7	3.1	4.3	4.0	3.8	4.5	4.0	3.5	3.0	3.4	3.9	1.8	3.2	
	小麦粉類 (03)	3.6	5.3	2.8	3.5	3.6	3.7	3.7	4.3	3.4	3.1	4.2	4.1	3.5	
	パン類(菓子パンを除く) (04)	32.7	30.0	20.8	37.5	26.6	29.3	35.2	44.5	41.7	34.4	35.4	32.5	27.4	
	菓子パン類 (05)	4.7	4.2	4.1	4.1	3.8	3.7	5.3	6.1	7.5	4.9	5.1	4.2	4.5	
	うどん、中華めん類 (06)	38.6	44.6	45.9	41.6	38.8	36.3	36.7	38.0	38.1	33.7	40.9	36.2	29.2	
	即席中華めん (07)	4.3	5.0	5.2	4.5	4.6	4.1	3.8	4.2	3.5	3.6	3.2	5.2	4.6	
	パスタ (08)	9.5	9.7	8.5	12.5	9.8	8.1	10.2	9.0	7.4	8.2	9.0	10.1	9.0	
	その他の小麦加工品 (09)	5.1	4.4	4.9	6.2	5.6	4.4	5.8	5.7	4.2	4.9	3.9	4.4	5.0	
	Ⅱ群	そば・加工品 (10)	5.3	14.5	6.2	9.7	6.7	5.8	3.2	4.0	3.4	3.2	2.5	2.8	2.4
		とうもろこし・加工品 (11)	1.00	0.94	0.49	1.34	0.91	0.76	1.29	1.21	1.15	1.13	0.77	1.00	0.88
		その他の穀類 (12)	3.1	1.7	2.5	3.7	3.2	2.0	3.7	1.9	1.8	2.8	2.8	4.7	5.6
		さつまいも・加工品 (13)	7.3	3.0	6.5	6.5	6.6	8.3	8.0	6.3	6.1	9.5	8.8	8.8	7.0
		じゃがいも・加工品 (14)	25.4	30.6	25.3	25.6	26.6	29.6	23.1	27.6	27.1	23.9	23.4	23.2	21.4
		その他のいも・加工品 (15)	18.8	12.4	23.0	14.7	19.6	24.4	20.2	15.4	17.6	18.2	20.3	19.6	15.9
		でんぷん・加工品 (16)	2.1	2.0	2.2	2.2	1.9	1.7	1.7	2.9	2.9	2.3	1.8	2.4	1.9
雑実類 (24)		2.4	1.3	1.9	2.9	2.8	2.1	2.7	2.2	1.9	2.5	2.8	2.3	2.0	
Ⅲ群		砂糖・甘味料類 (17)	6.4	6.2	5.3	6.4	6.3	5.7	6.8	6.8	7.1	6.7	7.2	6.9	6.5
		和菓子類 (81)	10.4	9.4	10.2	10.7	9.6	11.6	11.6	10.5	10.8	10.6	10.1	9.1	8.8
	ケーキ・ペストリー類 (82)	6.7	6.2	4.7	8.0	6.5	5.8	5.9	9.5	7.7	6.7	6.5	6.5	5.7	
	ビスケット類 (83)	1.9	1.8	1.8	2.1	1.7	1.8	1.9	2.4	2.2	1.8	1.6	1.7	1.4	
	キャンデー類 (84)	0.3	0.4	0.2	0.4	0.3	0.4	0.3	0.3	0.2	0.3	0.2	0.3	0.3	
Ⅳ群	その他の菓子類 (85)	6.5	6.0	4.6	7.3	7.0	6.8	8.0	6.3	6.6	6.0	6.0	6.0	6.5	
	バター (76)	0.9	1.2	0.7	1.2	0.8	0.7	1.0	1.2	1.2	0.9	0.7	0.9	0.8	
	マーガリン (77)	1.0	0.9	0.7	1.2	0.9	0.9	1.2	1.6	1.5	1.0	0.9	1.1	0.6	
	植物性油脂 (78)	8.3	8.5	7.6	9.1	8.5	7.8	8.7	8.2	8.2	7.8	8.6	8.0	9.0	
	動物性油脂 (79)	0.17	0.13	0.15	0.20	0.19	0.14	0.17	0.22	0.21	0.12	0.11	0.15	0.14	
Ⅴ群	その他の油脂 (80)	0.02	0.04	0.01	0.02	0.03	0.02	0.00	0.03	0.03	0.01	0.00	0.02	0.00	
	大豆(全粒)・加工品 (18)	1.6	1.2	0.8	1.3	1.6	2.1	2.2	1.9	1.8	1.4	1.8	1.3	1.7	
	豆腐 (19)	35.3	24.5	40.5	31.7	34.0	32.8	31.2	34.5	32.1	37.8	41.7	40.0	38.9	
	油揚げ類 (20)	7.9	3.7	7.6	6.5	6.3	10.9	7.5	9.3	9.5	7.1	8.6	9.5	7.6	
	納豆 (21)	8.3	11.3	12.1	9.4	10.8	8.4	7.1	6.1	6.2	6.1	4.9	8.0	7.3	
	その他の大豆加工品 (22)	6.4	6.7	5.6	6.7	6.1	7.5	5.6	6.5	6.4	7.0	4.6	7.9	6.3	
Ⅵ群	その他の豆・加工品 (23)	1.4	1.8	0.9	1.4	1.4	1.7	1.4	1.6	1.0	1.3	1.9	1.3	1.9	
	いちご (39)	0.10	0.06	0.05	0.08	0.33	0.05	0.10	0.05	0.04	0.10	0.07	0.03	0.08	
	柑橘類 (40)	20.6	17.3	15.3	19.6	17.0	20.2	21.3	18.3	25.3	20.4	29.1	25.6	25.6	
	バナナ (41)	14.7	13.6	12.3	15.2	12.6	14.0	15.6	18.1	16.8	14.7	16.1	15.5	12.4	
	りんご (42)	20.8	23.9	32.5	22.1	23.0	21.7	17.7	17.8	16.1	18.1	18.9	16.9	13.2	
	その他の生果 (43)	34.8	32.1	38.8	37.3	32.5	43.9	33.3	33.2	33.2	35.4	34.0	29.3	27.2	
	ジャム (44)	1.2	1.3	1.2	1.6	1.4	0.9	1.1	1.4	1.6	1.1	1.3	1.3	0.7	
Ⅶ群	果汁・果汁飲料 (45)	10.1	10.3	11.0	12.1	13.0	8.1	8.4	11.2	9.8	7.3	9.5	9.3	8.8	
	トマト (25)	17.3	21.2	14.7	23.7	17.4	16.0	16.6	16.8	13.1	14.2	16.6	18.6	17.3	
	にんじん (26)	19.8	17.4	19.6	20.5	20.0	21.5	19.1	18.5	17.8	20.4	19.6	19.3	22.2	
	ほうれん草 (27)	10.2	8.3	12.3	9.2	11.0	9.8	8.7	11.1	11.2	10.6	9.7	10.2	8.4	
	ピーマン (28)	4.9	3.6	4.3	4.8	4.6	4.0	4.6	4.4	5.4	6.2	6.1	5.6	5.1	
Ⅷ群	その他の緑黄色野菜 (29)	35.0	31.8	36.4	34.5	35.0	34.7	33.0	35.8	33.8	37.3	37.4	32.4	35.6	
	野菜ジュース (36)	11.6	11.6	10.2	15.1	11.7	8.7	11.0	13.9	10.2	9.7	14.0	10.1	9.8	
	キャベツ (30)	29.0	25.5	30.3	28.9	31.0	27.9	27.7	25.3	30.3	27.9	32.5	29.7	29.8	
	きゅうり (31)	9.2	7.0	7.8	10.7	10.0	7.9	8.9	8.9	7.5	8.5	10.8	10.8	10.0	
	大根 (32)	29.7	28.4	39.0	26.9	35.3	36.6	26.3	27.8	24.7	29.8	23.4	25.7	23.1	
	たまねぎ (33)	33.4	35.5	28.0	32.1	32.2	34.8	32.0	35.1	35.9	37.7	34.6	35.7	33.5	
	はくさい (34)	18.2	18.6	21.4	14.8	18.1	19.2	15.5	19.7	22.1	20.0	17.2	18.7	15.7	
	その他の淡色野菜 (35)	47.3	42.4	54.9	52.9	50.8	51.8	46.5	37.3	34.3	42.5	46.3	44.8	47.3	
	葉類漬物 (37)	2.7	1.7	3.3	2.6	4.1	3.0	2.0	2.1	2.2	2.0	1.9	3.5	2.2	
	たくあん・その他の漬物 (38)	6.3	5.5	8.1	8.1	7.1	6.4	6.0	4.9	6.8	4.6	5.8	5.0	4.3	
Ⅸ群	きのこ類 (46)	16.4	15.2	18.6	15.4	17.2	17.2	15.5	14.0	17.1	16.3	16.4	17.9	15.7	
	海藻類 (47)	10.6	10.2	11.2	10.6	10.7	10.3	10.9	9.6	9.0	11.0	10.9	10.2	12.3	
	日本酒 (86)	9.3	7.9	11.4	9.8	8.8	13.0	8.3	8.4	11.5	9.2	9.6	8.5	3.2	
	ビール (87)	62.8	70.1	67.8	61.3	51.8	67.9	47.6	75.4	66.6	66.9	69.6	58.5	65.7	
	洋酒・その他 (88)	31.2	29.0	35.6	35.2	31.5	26.5	26.3	29.7	23.4	30.8	30.1	30.5	41.9	
	茶 (89)	248.4	143.3	162.2	253.3	266.1	204.1	315.6	266.1	268.8	222.9	271.9	304.7	255.2	
	コーヒー・ココア (90)	134.8	130.4	126.5	133.6	129.8	138.1	123.6	145.0	145.5	159.2	155.6	122.8	108.6	
	その他の嗜好飲料 (91)	148.3	114.0	96.0	173.6	148.7	120.9	147.8	176.9	154.8	145.0	184.9	173.3	129.1	

Table 1 続き

食品群	小分類	総計	地域											
			北海道	東北	関東Ⅰ	関東Ⅱ	北陸	東海	近畿Ⅰ	近畿Ⅱ	中国	四国	北九州	南九州
X群	あじ、いわし類 (48)	10.2	7.7	12.1	8.9	7.9	10.9	9.3	8.5	9.6	12.8	10.7	13.0	10.5
	さけ、ます (49)	5.2	10.0	7.9	4.9	5.6	5.1	4.6	4.8	5.5	3.9	4.5	3.6	4.5
	たい、かれい類 (50)	4.9	10.7	6.3	3.5	3.2	7.1	3.4	5.3	4.2	5.4	4.2	5.2	4.9
	まぐろ、かじき類 (51)	3.9	3.2	4.9	5.7	4.9	2.9	4.5	2.7	3.5	1.6	3.8	1.5	6.0
	その他の生魚 (52)	7.9	4.1	7.1	5.8	4.7	10.9	6.6	9.5	7.7	10.1	11.1	9.5	8.7
	貝類 (53)	2.4	3.7	2.7	3.1	2.2	2.3	2.2	2.8	2.5	2.2	2.0	1.4	1.2
	いか、たこ類 (54)	3.8	5.7	5.0	3.5	3.5	4.9	3.2	3.9	3.0	4.1	4.2	2.7	1.5
	えび、かに類 (55)	3.6	4.6	3.4	3.5	2.9	4.2	3.6	4.2	4.1	3.4	3.9	2.9	3.1
	魚介(塩蔵、生干し、乾物) (56)	14.2	16.2	16.3	14.0	17.6	14.0	14.2	12.5	16.7	13.6	11.8	11.8	10.5
	魚介(缶詰) (57)	2.3	2.4	3.1	2.4	2.6	1.8	2.2	2.1	1.9	1.8	1.5	2.1	3.7
	魚介(佃煮) (58)	0.21	0.18	0.20	0.19	0.30	0.18	0.30	0.18	0.38	0.13	0.14	0.18	0.08
	魚介(練り製品) (59)	9.4	7.1	10.5	7.9	10.5	8.2	9.3	10.2	9.4	9.7	11.3	10.6	6.3
魚肉ハム、ソーセージ (60)	0.69	0.79	0.96	0.50	0.68	0.60	0.50	0.49	0.61	0.74	0.60	1.30	0.74	
XI群	牛肉 (61)	13.2	7.2	8.7	13.4	8.9	11.0	11.9	20.0	21.1	15.1	17.1	15.4	11.2
	豚肉 (62)	37.1	36.0	35.9	40.6	41.7	37.2	39.0	36.0	36.6	33.8	31.6	34.6	35.9
	ハム、ソーセージ類 (63)	12.9	12.5	12.1	13.7	13.2	13.5	13.7	13.1	13.7	12.5	12.0	11.5	13.0
	その他の畜肉 (64)	0.28	2.12	0.56	0.19	0.48	0.00	0.07	0.03	0.55	0.14	0.03	0.35	0.13
	鶏肉 (65)	26.9	28.3	23.2	25.5	23.9	23.4	25.5	26.8	29.7	29.2	29.9	32.3	34.0
	その他の鳥肉 (66)	0.07	0.18	0.03	0.10	0.05	0.01	0.02	0.09	0.29	0.00	0.00	0.17	0.04
	肉類(内臓) (67)	1.2	0.3	1.3	1.5	2.0	0.8	1.1	0.9	1.1	1.1	0.9	1.3	1.5
	鯨肉 (68)	0.04	0.09	0.10	0.02	0.00	0.07	0.00	0.09	0.00	0.09	0.02	0.08	0.00
	その他の肉・加工品 (69)	0.01	0.00	0.01	0.00	0.03	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.03
	卵類 (70)	35.8	35.4	35.9	31.4	33.5	37.0	35.6	37.7	37.8	39.8	39.7	34.9	34.9
XII群	牛乳 (71)	82.1	90.4	80.2	85.4	82.5	78.9	79.3	82.1	79.3	83.2	83.1	84.1	79.3
	チーズ (72)	2.9	3.2	2.4	4.0	3.0	2.8	2.8	3.3	2.6	2.6	2.4	3.1	2.7
	発酵乳・乳酸菌飲料 (73)	35.6	32.9	32.7	43.0	38.6	33.4	36.3	33.1	32.5	34.2	34.4	33.8	33.5
	その他の乳製品 (74)	7.7	8.3	6.2	8.8	7.4	7.1	7.8	6.9	7.0	7.9	9.0	7.1	9.9
	その他の乳類 (75)	0.04	0.00	0.00	0.00	0.00	0.00	0.04	0.08	0.24	0.00	0.20	0.00	0.00
XIII群	ソース (92)	1.7	1.8	1.3	1.8	1.9	1.4	2.0	2.0	1.9	1.9	2.3	1.5	1.2
	しょうゆ (93)	12.5	11.5	12.4	11.8	12.1	13.1	12.4	12.5	12.2	13.4	13.3	13.2	11.8
	塩 (94)	1.2	1.3	1.2	1.3	1.3	1.2	1.2	1.2	1.1	1.2	1.2	1.2	1.2
	マヨネーズ (95)	3.0	2.7	2.8	3.1	3.0	3.0	3.1	3.0	3.2	3.1	3.1	3.2	2.6
	味噌 (96)	10.7	11.8	13.7	10.1	11.0	11.4	10.9	8.2	8.6	9.9	9.1	11.3	12.5
	その他の調味料 (97)	59.6	66.9	62.8	61.1	55.8	62.3	60.4	49.4	71.9	60.7	59.6	61.2	51.1
	香辛料・その他 (98)	0.3	0.3	0.3	0.4	0.5	0.4	0.3	0.3	0.3	0.3	0.2	0.3	0.4

Table 2 各食品群の喫食量に関する各統計モデルにおける WAIC の比較*

食品群	Tweedie 分布	ゼロ過剰ガンマ分布	ゼロ過剰対数正規分布
1 群	6.434	6.419	6.450
2 群	6.015	6.035	6.179
3 群	4.377	4.347	4.342
4 群	3.390	3.384	3.427
5 群	4.615	4.611	4.657
6 群	4.547	4.546	4.642
7 群	5.541	5.527	5.582
8 群	6.161	6.165	6.250
9 群	7.232	7.283	7.552
10 群	4.892	4.901	5.019
11 群	5.682	5.527	5.582
12 群	5.087	5.099	5.224
13 群	5.467	5.439	5.379

* 太字は最も適していると考えられる確率密度分布

Table 3 各食品群の食品喫食量における推定された確率密度分布とパラメーター

食品群	確率密度分布	Parameter 1	Parameter 2	Parameter 3
1 群	ゼロ過剰ガンマ分布	alpha	0.96	shape 3.51 rate 0.01
2 群	Tweedie	theta	1.52	mu 164 phi 6.61
3 群	ゼロ過剰対数正規分布	alpha	0.86	GM 15.9 GSD 4.31
4 群	ゼロ過剰ガンマ分布	alpha	0.90	shape 1.59 rate 0.14
5 群	ゼロ過剰ガンマ分布	alpha	0.75	shape 1.21 rate 0.01
6 群	ゼロ過剰ガンマ分布	alpha	0.64	shape 1.31 rate 0.01
7 群	ゼロ過剰ガンマ分布	alpha	0.94	shape 1.27 rate 0.01
8 群	Tweedie	theta	1.52	mu 203 phi 5.12
9 群	Tweedie	theta	1.55	mu 635 phi 12.9
10 群	Tweedie	theta	1.47	mu 68.7 phi 10.2
11 群	ゼロ過剰ガンマ分布	alpha	0.94	shape 1.27 rate 0.01
12 群	Tweedie	theta	1.54	mu 128 phi 15.1
13 群	ゼロ過剰対数正規分布	alpha	0.9989	GM 63.0 GSD 2.30

Table 4 2019 年に調査した農薬 1 日摂取量 ($\mu\text{g day}^{-1}$) のベイズ推定による結果*

	確率密度分布	Parameter1	Parameter2	平均値	標準偏差
アセタミプリド	対数正規分布	1.30 (1.02-1.61)	2.99 (2.38-3.77)	2.34 (1.77-3.32)	3.44 (1.97-7.00)
アセタミプリド代謝物 IM-2-1	対数正規分布	0.058 (0.042-0.076)	3.10 (2.33-4.17)	0.110 (0.076-0.160)	0.167 (0.079-0.388)
アセフェート	対数正規分布	0.116 (0.072-0.171)	4.76 (3.96-5.72)	0.382 (0.227-0.619)	1.21 (0.584-2.52)
クロチアニジン	ガンマ分布	1.51 (1.06-2.02)	1.67 (1.13-2.30)	0.921 (0.744-1.11)	0.734 (0.582-0.957)
クロルピリホス	ガンマ分布	2.93 (1.99-4.11)	13.7 (9.03-19.7)	0.219 (0.180-0.259)	0.125 (0.099-0.162)
チアクロプリド	対数正規分布	0.089 (0.065-0.118)	4.16 (3.44-5.12)	0.242 (0.168-0.366)	0.626 (0.331-1.23)
チアトキサム	対数正規分布	0.593 (0.451-0.754)	4.13 (3.42-5.00)	1.57 (1.13-2.24)	3.98 (2.20-7.50)
ノバルロン	対数正規分布	0.030 (0.021-0.041)	4.80 (4.06-5.70)	0.104 (0.067-0.156)	0.336 (0.177-0.645)
ピリダベン	対数正規分布	0.014 (0.009-0.019)	3.74 (2.91-4.80)	0.031 (0.020-0.050)	0.064 (0.030-0.144)
フェニトロチオン	対数正規分布	0.246 (0.161-0.351)	4.46 (3.58-5.38)	0.707 (0.430-1.18)	1.93 (0.926-4.17)
ブプロフェジン	対数正規分布	0.0920 (0.0621-0.129)	3.87 (2.95-4.99)	0.223 (0.143-0.360)	0.466 (0.219-1.10)
フルアジホップブチル	対数正規分布	0.006 (0.004-0.008)	3.66 (2.80-4.76)	0.013 (0.009-0.022)	0.027 (0.012-0.063)
フルベンジアミド	ガンマ分布	1.96 (1.31-2.81)	5.83 (3.77-8.49)	0.345 (0.277-0.425)	0.238 (0.188-0.319)
ヘキサジノン	対数正規分布	0.012 (0.008-0.018)	4.38 (3.51-5.38)	0.035 (0.022-0.057)	0.092 (0.044-0.202)
ボスカリド	対数正規分布	1.03 (0.84-1.25)	2.48 (2.02-3.31)	1.60 (1.26-2.15)	1.70 (1.05-3.57)
メタミドホス	ガンマ分布	0.217 (0.129-0.349)	5.87 (3.25-10.1)	0.040 (0.024-0.060)	0.082 (0.051-0.127)

*対数正規分布を仮定した場合は, Parameter 1,2 はそれぞれ幾何平均値と幾何標準偏差を示し, ガンマ分布の場合は Parameter 1,2 はそれぞれ shape および rate パラメーターを示す. 全ての推定値は事後予測分布の中央値と四分位範囲を示す.

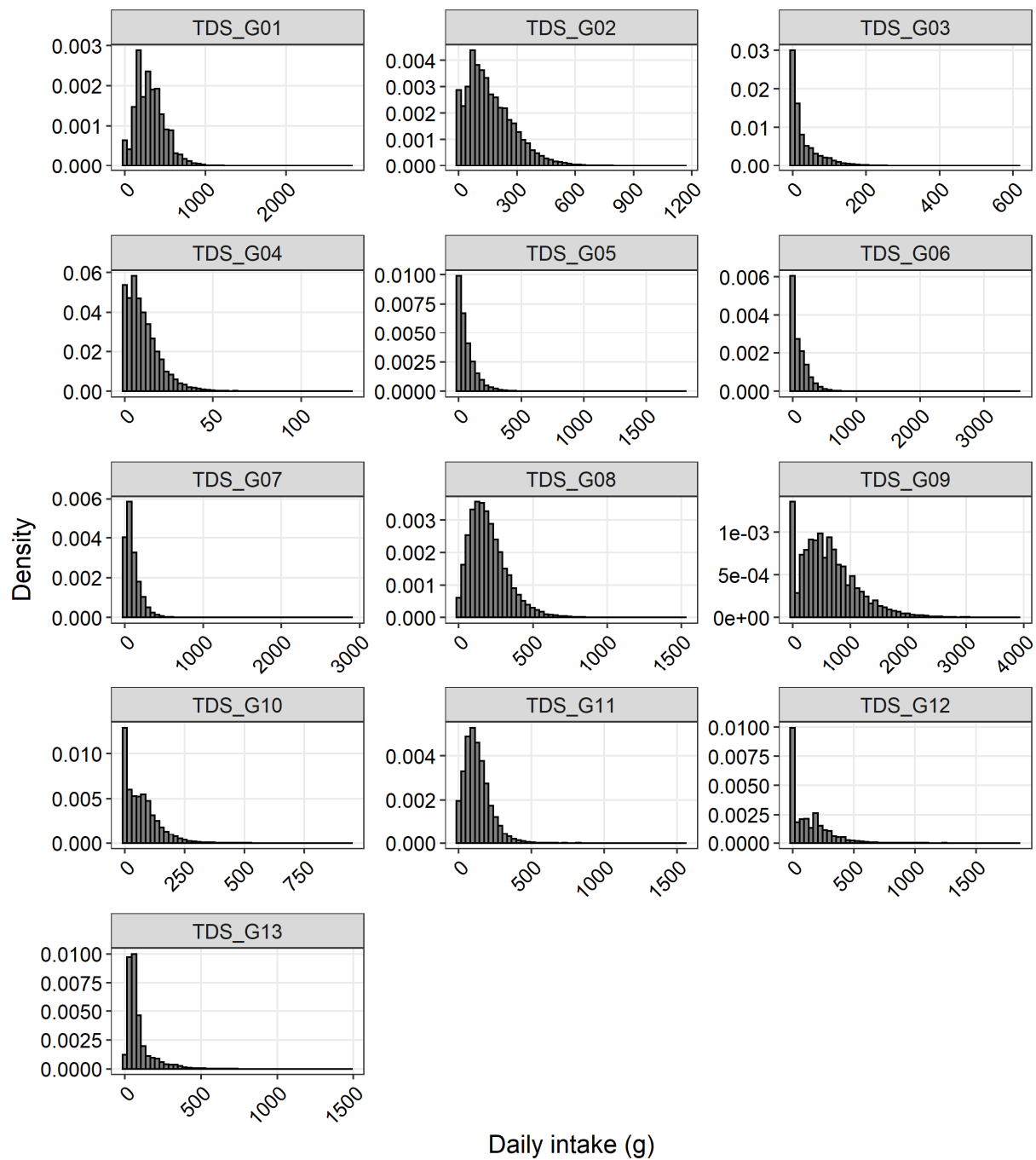


Fig. 1 各食品群のヒストグラム

```

1. data {
2.   int N;
3.   int M;
4.   real<lower=0> Y[N];
5. }
6.
7. transformed data {
8.   real mean_Y;
9.   real sd_Y;
10.
11.   mean_Y = mean(Y);
12.   sd_Y = sd(Y);
13. }
14.
15. parameters {
16.   real<lower=0> mu;
17.   real<lower=0> phi;
18.   real<lower=1, upper=2> theta;
19. }
20.
21. transformed parameters {
22.   real lambda = 1/phi*mu^(2-theta)/(2-theta);
23.   real alpha = (2-theta)/(theta-1);
24.   real beta = 1/phi*mu^(1-theta)/(theta-1);
25. }
26.
27. model {
28.   mu normal(mean_Y, sd_Y);
29.   phi cauchy(0, 5);
30.
31.   for (n in 1:N) {
32.     if (Y[n] == 0) {
33.       target += -lambda;
34.     } else {
35.       vector[M] ps;
36.       for (m in 1:M)
37.         ps[m] = poisson_lpmf(m | lambda) + gamma_lpdf(Y[n] | m*alpha, beta);
38.       target += log_sum_exp(ps);
39.     }
40.   }
41. }
42.
43. generated quantities {
44.   real log_Lik[N];
45.
46.   for (n in 1:N) {
47.     if (Y[n] == 0) {
48.       log_Lik[n] = -lambda;
49.     } else {
50.       vector[M] ps;
51.       for (m in 1:M){
52.         ps[m] = poisson_lpmf(m | lambda) + gamma_lpdf(Y[n] | m*alpha, beta);
53.         log_Lik[n] = log_sum_exp(ps);
54.       }
55.     }
56.   }
57. }
58.

```

Fig. 2 Tweedie 分布を仮定した喫食量に対するベイズモデルの Stan コード


```

1. data {
2.   int N;
3.   real<lower=0> Y[N];
4.   int N_new;
5. }
6.
7. transformed data {
8.   real mean_Y;
9.   real sd_Y;
10.
11.   mean_Y = mean(Y);
12.   sd_Y = sd(Y);
13. }
14.
15. parameters {
16.   real<lower=0, upper=1> alpha;
17.   real<lower=0> shape;
18.   real<lower=0> rate;
19. }
20.
21. transformed parameters{
22.   real<lower=0> mu;
23.
24.   mu = shape/rate;
25. }
26.
27. model {
28.   shape ~ cauchy(0, 2.5);
29.   mu ~ normal(mean_Y, sd_Y);
30.
31.   For (i in 1:N) {
32.     if ( Y[i] == 0){
33.       target += bernoulli_lpmf(0 | alpha);
34.     } else{
35.       target += bernoulli_lpmf( 1 | alpha) + gamma_lpdf( Y[i] | shape, rate);
36.     }
37.   }
38. }
39.
40. generated quantities {
41.   real log_Lik[N];
42.   int tmp[N_new];
43.   real<lower=0> Y_new[N_new];
44.
45.   for (i in 1:N) {
46.     if ( Y[i] == 0){
47.       log_Lik[i] = bernoulli_lpmf(0 | alpha);
48.     } else{
49.       log_Lik[i] = bernoulli_lpmf( 1 | alpha) + gamma_lpdf( Y[i] | shape, rate);
50.     }
51.   }
52.
53.   for (i in 1:N_new) {
54.     tmp[i] = bernoulli_rng(alpha);
55.
56.     if ( tmp[i] == 0 ) {
57.       Y_new[i] = 0;
58.     } else {
59.       Y_new[i] = gamma_rng(shape, rate);
60.     }
61.   }
62. }
63.

```

Fig. 3 Zero-inflated ガンマ分布を仮定した喫食量に対するベイズモデルの Stan コード

```

1. data {
2.   int N;
3.   real<lower=0> Y[N];
4.   int N_new;
5. }
6.
7. transformed data {
8.   real mean_Y;
9.   real sd_Y;
10.
11.   mean_Y = mean(Y);
12.   sd_Y =sd(Y);
13. }
14.
15. parameters {
16.   real<lower=0, upper=1> alpha;
17.   real<lower=0> GM;
18.   real<lower=1> GSD;
19. }
20.
21. model {
22.   GM  normal(mean_Y, sd_Y);
23.   GSD  cauchy(1, 2.5);
24.
25.   for (i in 1:N) {
26.     if ( Y[i] == 0){
27.       target += bernoulli_lpmf(0 | alpha);
28.     } else {
29.       target += bernoulli_lpmf( 1 | alpha) + lognormal_lpdf( Y[i] | log(GM), log(GSD));
30.     }
31.   }
32. }
33.
34. generated quantities {
35.   real log_Lik[N];
36.   int tmp[N_new];
37.   real<lower=0> Y_new[N_new];
38.
39.   for (i in 1:N) {
40.     if ( Y[i] == 0){
41.       log_Lik[i] = bernoulli_lpmf(0 | alpha);
42.     } else {
43.       log_Lik[i] = bernoulli_lpmf( 1 | alpha) + lognormal_lpdf( Y[i] | log(GM), log(GSD));
44.     }
45.   }
46.
47.   for (i in 1:N_new) {
48.     tmp[i] = bernoulli_rng(alpha);
49.
50.     if ( tmp[i] == 0 ) {
51.       Y_new[i] = 0;
52.     } else {
53.       Y_new[i] = lognormal_rng(log(GM), log(GSD));
54.     }
55.   }
56. }
57.

```

Fig. 4 Zero-inflated 対数正規分布を仮定した喫食量に対するベイズモデルの Stan コード

```

1. data {
2.   int<lower=1> N;
3.   real<lower=0> Y_L[N];

```

```

4.   real<lower=0> Y_U[N];
5.   int<lower=1> N_new;
6. }
7.
8.   transformed data {
9.     real Y_gm_U;
10.
11.    Y_gm_U = exp( mean(log(Y_U) ) );
12. }
13.
14.  parameters {
15.    real<lower=0> GM;
16.    real<lower=1> GSD;
17. }
18.
19.  model {
20.    GM  normal( Y_gm_U/2, Y_gm_U/2 );
21.    GSD normal(3, 2);
22.
23.    for (i in 1:N) {
24.      if (Y_U[i] == Y_L[i]) {
25.        target += lognormal_lpdf( Y_U[i] | log(GM), log(GSD) );
26.      } else {
27.        if ( Y_L[i]==0 ) {
28.          target += lognormal_lcdf( Y_U[i] | log(GM), log(GSD) );
29.        } else {
30.          target += log( exp(lognormal_lcdf( Y_U[i] | log(GM), log(GSD) )) - exp(lognormal_lcdf( Y_L[i] |
log(GM), log(GSD) )) );
31.        }
32.      }
33.    }
34. }
35.
36.  generated quantities {
37.    real log_lik[N];
38.    real mu_est;
39.    real sd_est;
40.    real<lower=0> Y_new[N_new];
41.
42.    for (i in 1:N) {
43.      if ( Y_L[i]==Y_U[i] ) {
44.        log_lik[i] = lognormal_lpdf( Y_U[i] | log(GM), log(GSD) );
45.      } else {
46.        if ( Y_L[i]==0 ) {
47.          log_lik[i] = lognormal_lcdf( Y_U[i] | log(GM), log(GSD) );
48.        } else {
49.          log_lik[i] = log( exp(lognormal_lcdf( Y_U[i] | log(GM), log(GSD) )) - exp(lognormal_lcdf( Y_L[i] |
log(GM), log(GSD) )) );
50.        }
51.      }
52.    }
53.    mu_est = exp( log(GM) + 0.5*log(GSD)^2 );
54.    sd_est = mu_est * sqrt( exp( log(GSD)^2 ) - 1 );
55.    for (i in 1:N_new) Y_new[i] = lognormal_rng(log(GM), log(GSD));
56. }
57.

```

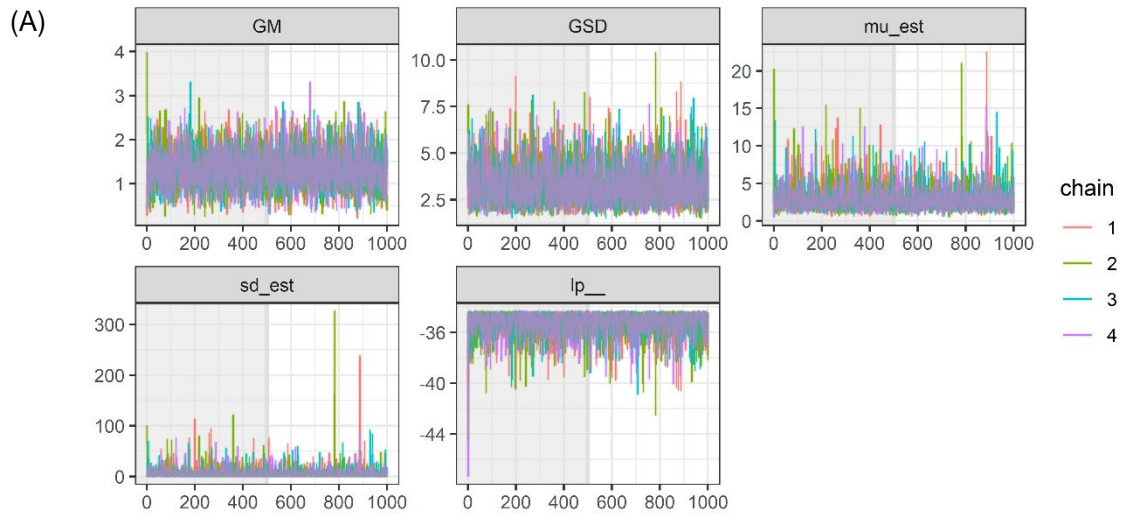
Fig. 5 対数正規分布を仮定した農薬摂取量に対するベイズモデルの Stan コード

```

1. data {
2.   int<lower=1> N;
3.   real<lower=0> Y_L[N];
4.   real<lower=0> Y_U[N];
5.   int<lower=1> N_new;
6. }
7.
8. transformed data {
9.   real Y_mean_est;
10.
11.   Y_mean_est = 0.5*( mean(Y_L) + mean(Y_U) );
12. }
13.
14. parameters {
15.   real<lower=0> shape;
16.   real<lower=0> rate;
17. }
18.
19. model {
20.   shape ~ gamma(1, 1);
21.   target += normal_lpdf( shape/rate | Y_mean_est, Y_mean_est/2 );
22.
23.   for (i in 1:N) {
24.     if (Y_U[i] == Y_L[i]) {
25.       target += gamma_lpdf( Y_U[i] | shape, rate );
26.     } else {
27.       if ( Y_L[i]==0 ) {
28.         target += gamma_lcdf( Y_U[i] | shape, rate );
29.       } else {
30.         target += log( exp(gamma_lcdf( Y_U[i] | shape, rate )) - exp(gamma_lcdf( Y_L[i] | shape,
31. rate )) ) );
32.       }
33.     }
34.   }
35.
36. generated quantities {
37.   real log_lik[N];
38.   real mu_est;
39.   real sd_est;
40.   real<lower=0> Y_new[N_new];
41.
42.   for (i in 1:N) {
43.     if (Y_U[i] == Y_L[i]) {
44.       log_lik[i] = gamma_lpdf( Y_U[i] | shape, rate );
45.     } else {
46.       if ( Y_L[i]==0 ) {
47.         log_lik[i] = gamma_lcdf( Y_U[i] | shape, rate );
48.       } else {
49.         log_lik[i] = log( exp(gamma_lcdf( Y_U[i] | shape, rate )) - exp(gamma_lcdf( Y_L[i] | shape,
50. rate )) ) );
51.       }
52.     }
53.     mu_est = shape/rate;
54.     sd_est = sqrt(shape)/rate;
55.     for (i in 1:N_new) Y_new[i] = gamma_rng( shape, rate );
56.   }
57.

```

Fig. 6 ガンマ分布を仮定した農薬摂取量に対するベイズモデルの Stan コード



(B) Convergence indices for MCMC parameters (iterations=5000, warm-up=2500, chain=4, thinning=5)

Parameter	Mean	SD	\hat{R}	n_{eff}/N	mcse/sd
GM	1.33	0.446	0.999	0.872	0.0239
GSD	3.22	1.10	0.999	0.928	0.0232
mu_est	2.79	1.65	1.000	0.891	0.0237
sd_est	6.433	0.280	1.000	0.930	0.0232
lp_	-35.3	0.973	0.998	0.865	0.0240

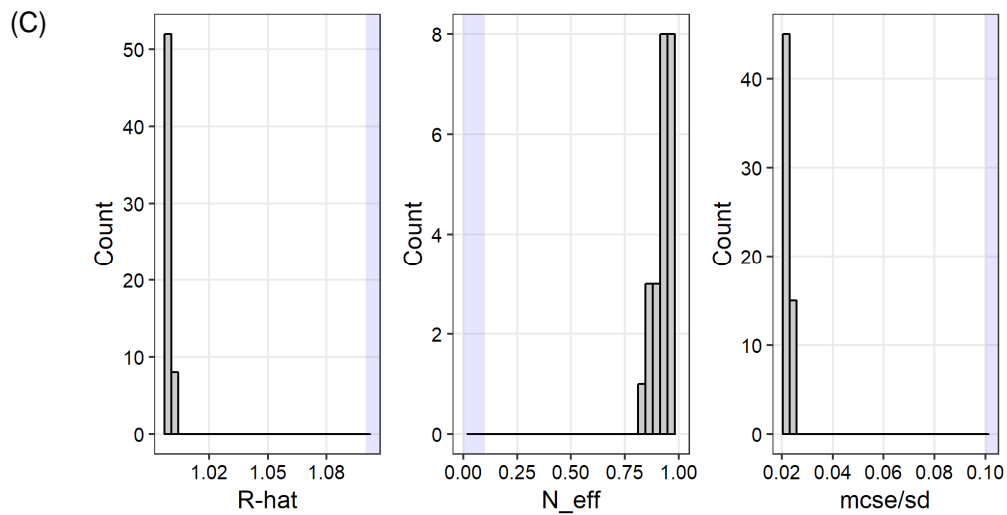


Fig. 7 アセタミブリドの1日摂取量推定におけるベイズ推定によるパラメーターの収束判断 (A) トレースプロット, (B) 推定したパラメーター等の記述統計量, (C) 収束判断指標 (\hat{R} , n_{eff}/N , mcse/sd) のヒストグラム

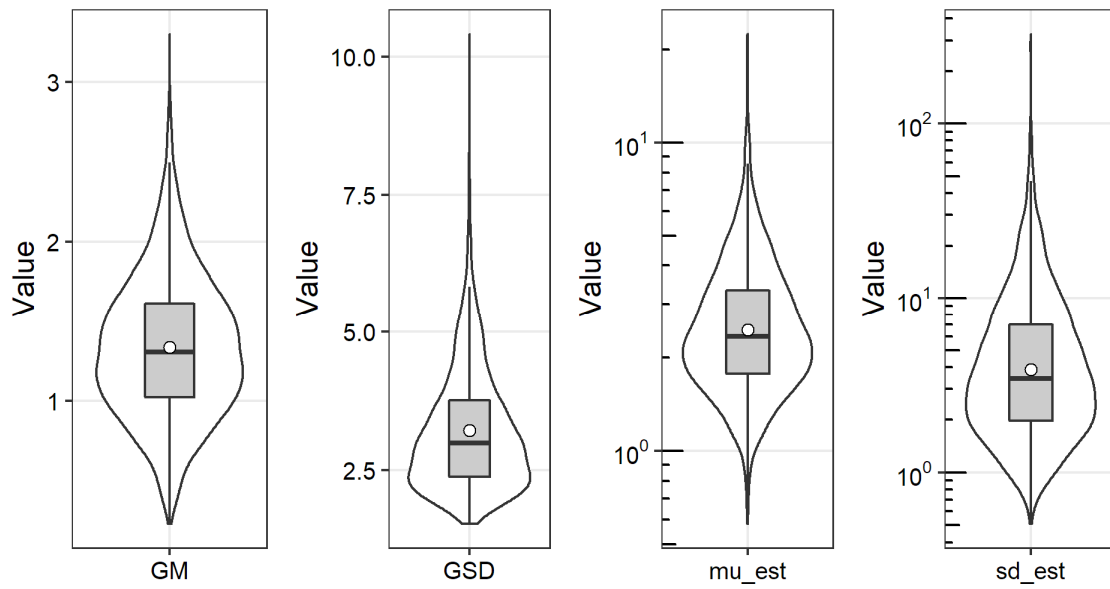


Fig. 8-1 ベイズ推定によるアセタミプリドの1日摂取量推定値に関わる事後予測分布

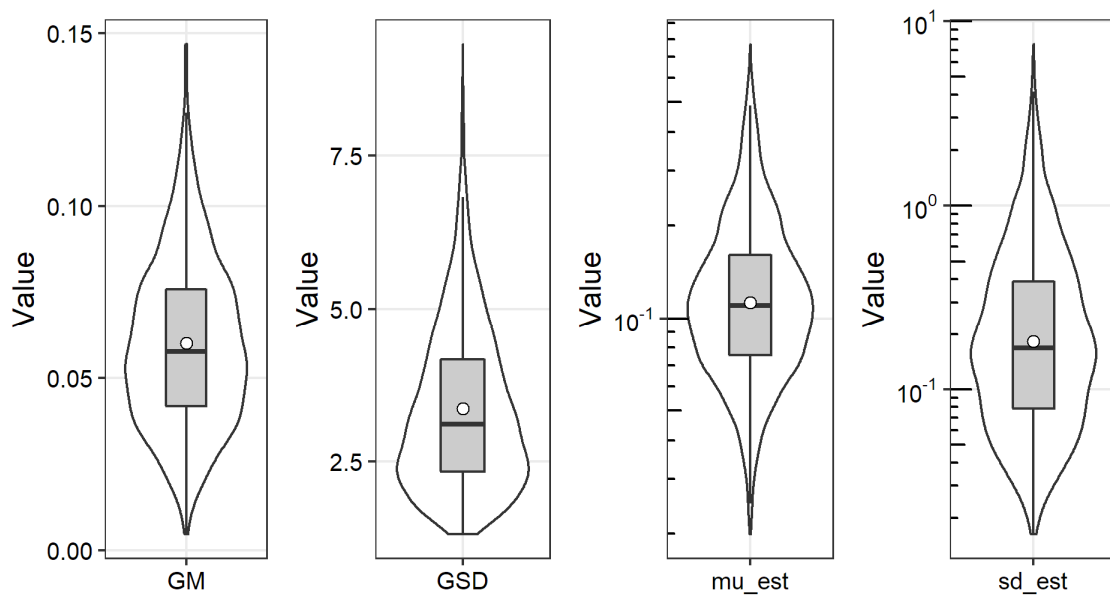


Fig. 8-2 ベイズ推定によるアセタミプリド代謝物の1日摂取量推定値に関わる事後予測分布

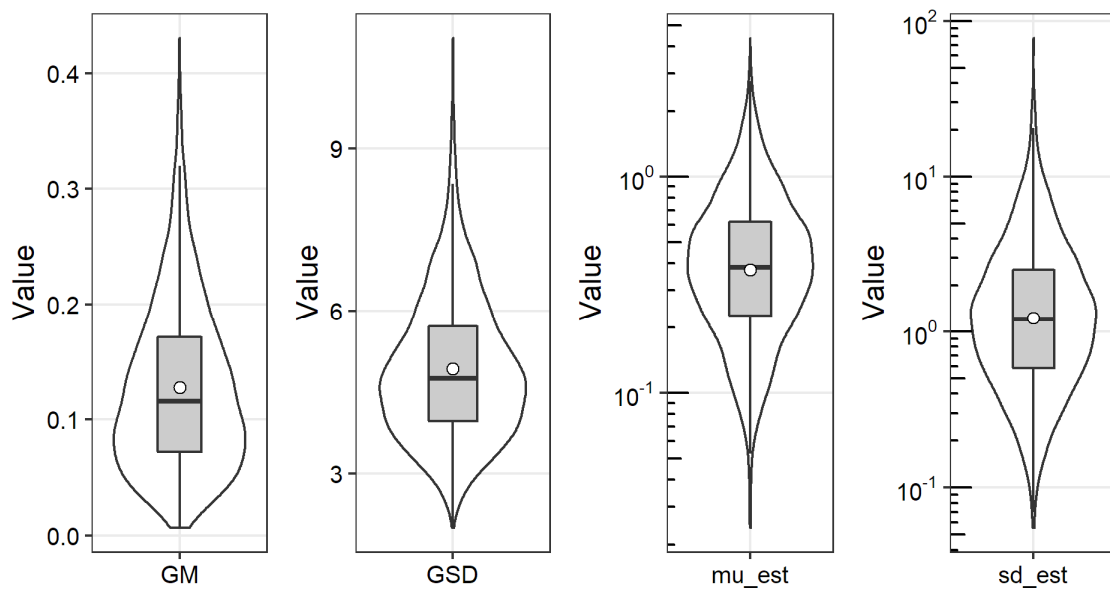


Fig. 8-3 ベイズ推定によるアセフェートの1日摂取量推定値に関わる事後予測分布

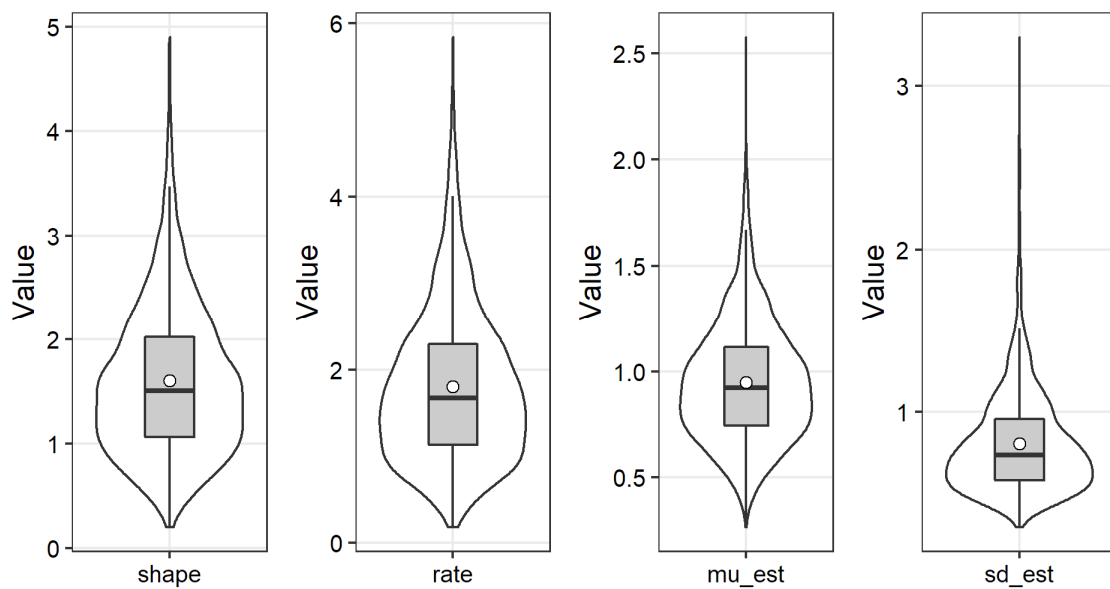


Fig. 8-4 ベイズ推定によるクロチアニジンの1日摂取量推定値に関わる事後予測分布

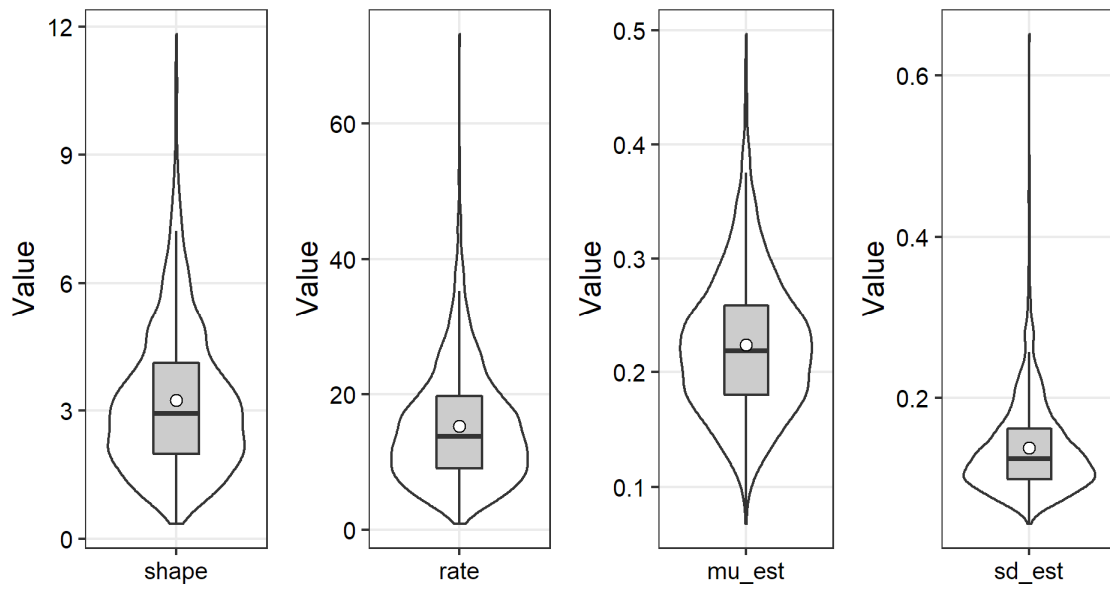


Fig. 8-5 ベイズ推定によるクロルピリホスの1日摂取量推定値に関わる事後予測分布

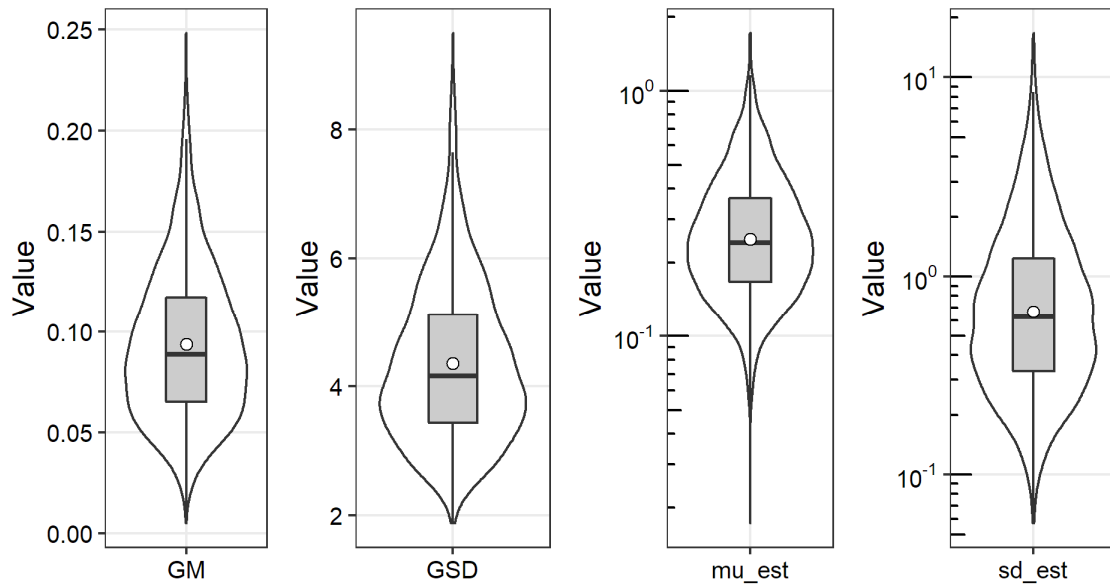


Fig. 8-6 ベイズ推定によるチャクロプリドの1日摂取量推定値に関わる事後予測分布

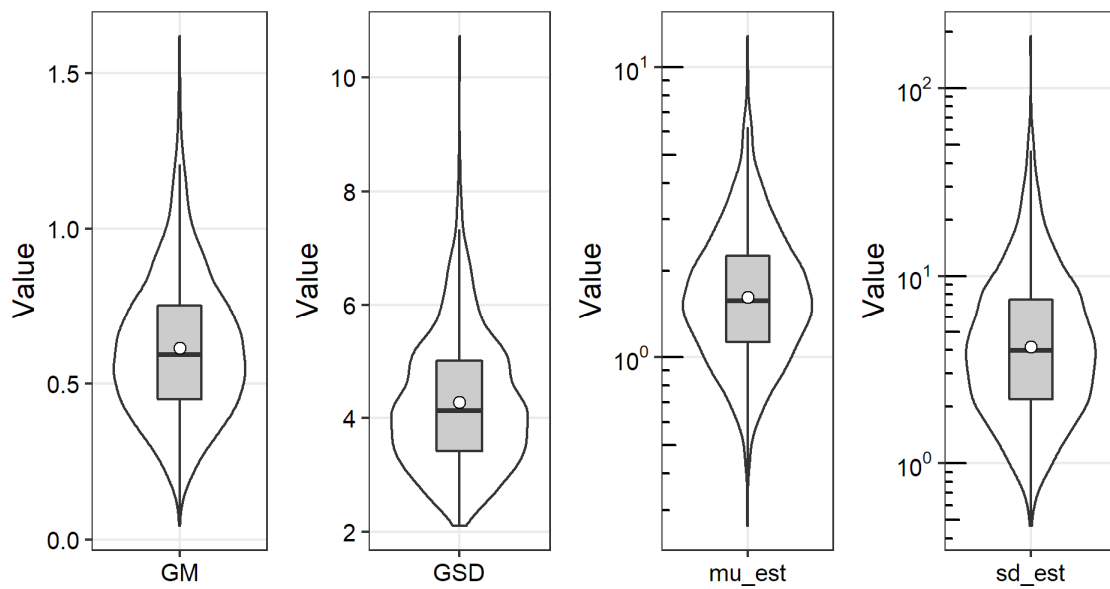


Fig. 8-7 ベイズ推定によるチアメトキサムの1日摂取量推定値に関わる事後予測分布

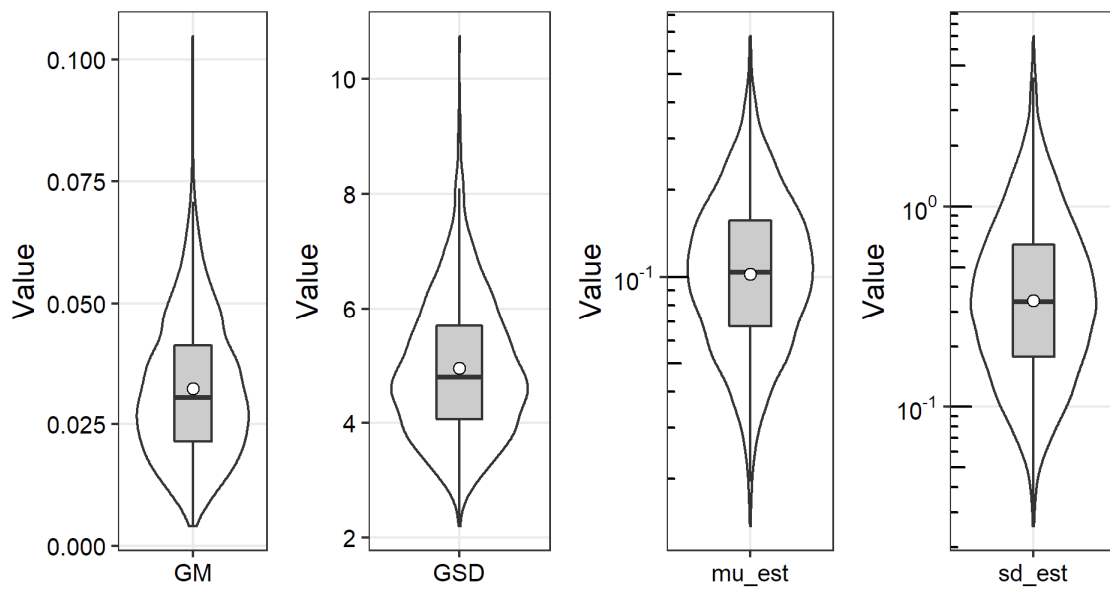


Fig. 8-8 ベイズ推定によるナルロンの1日摂取量推定値に関わる事後予測分布

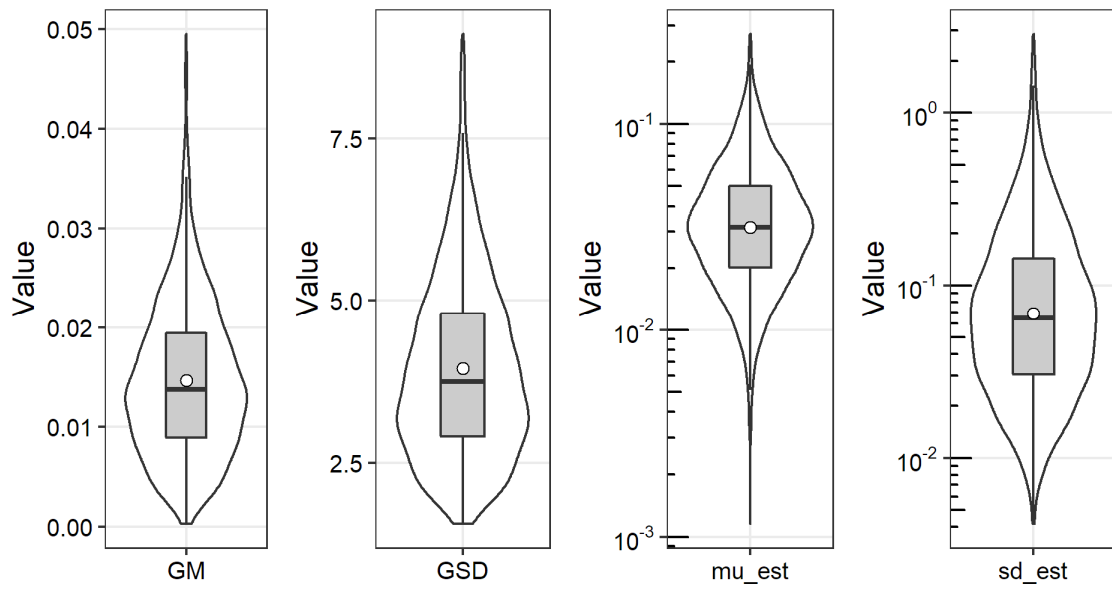


Fig. 8-9 ベイズ推定によるピリダベン[®]の1日摂取量推定値に関わる事後予測分布

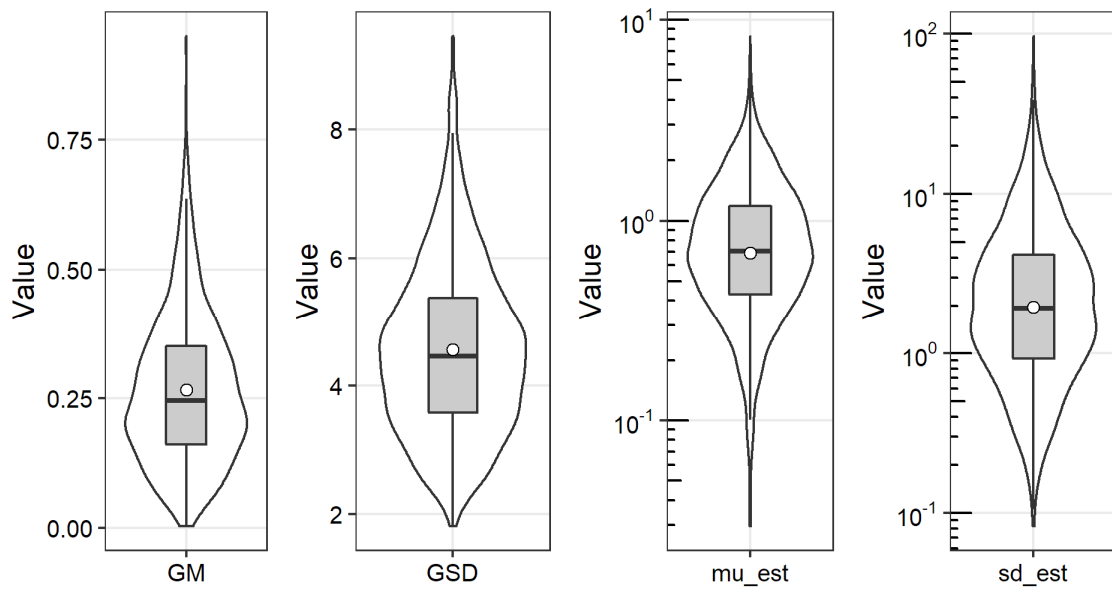


Fig. 8-10 ベイズ推定によるフェントロチオン[®]の1日摂取量推定値に関わる事後予測分布

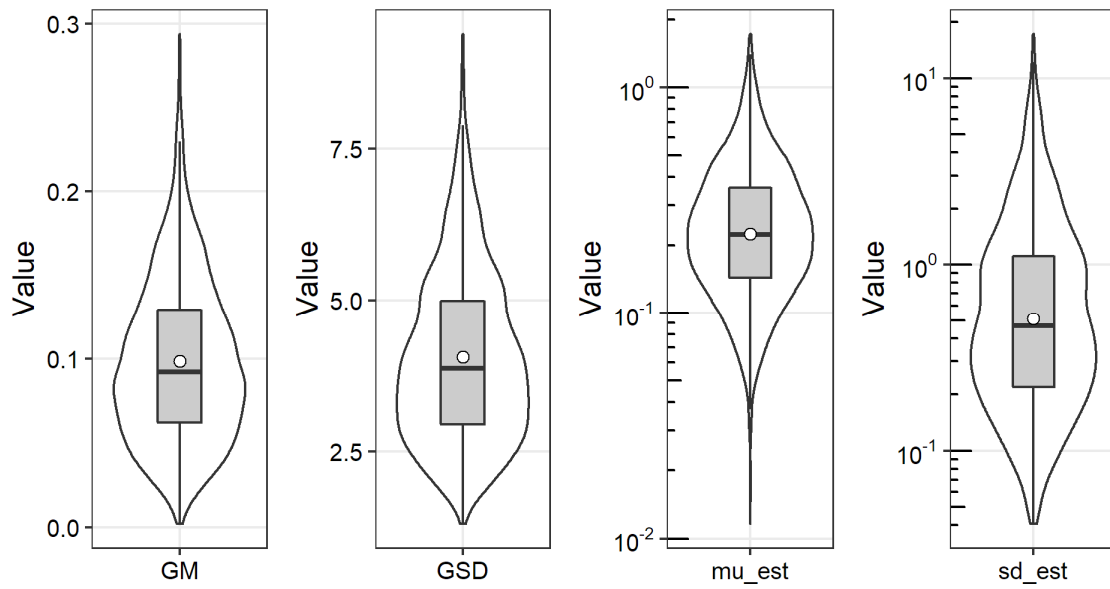


Fig. 8-11 ベイズ推定によるプロフェジンの1日摂取量推定値に関わる事後予測分布

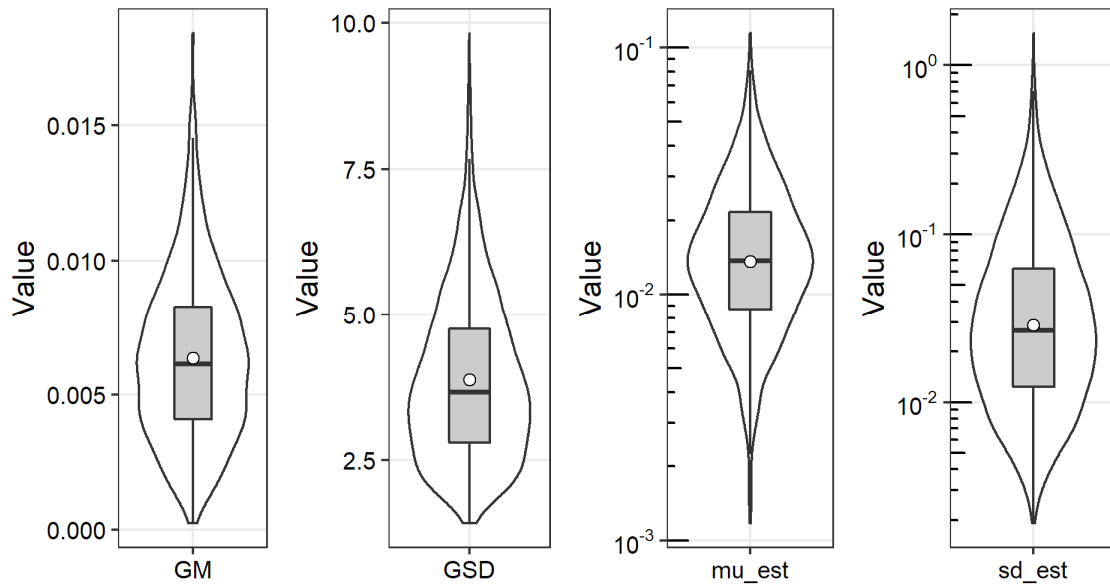


Fig. 8-12 ベイズ推定によるフルアジホップチルの1日摂取量推定値に関わる事後予測分布

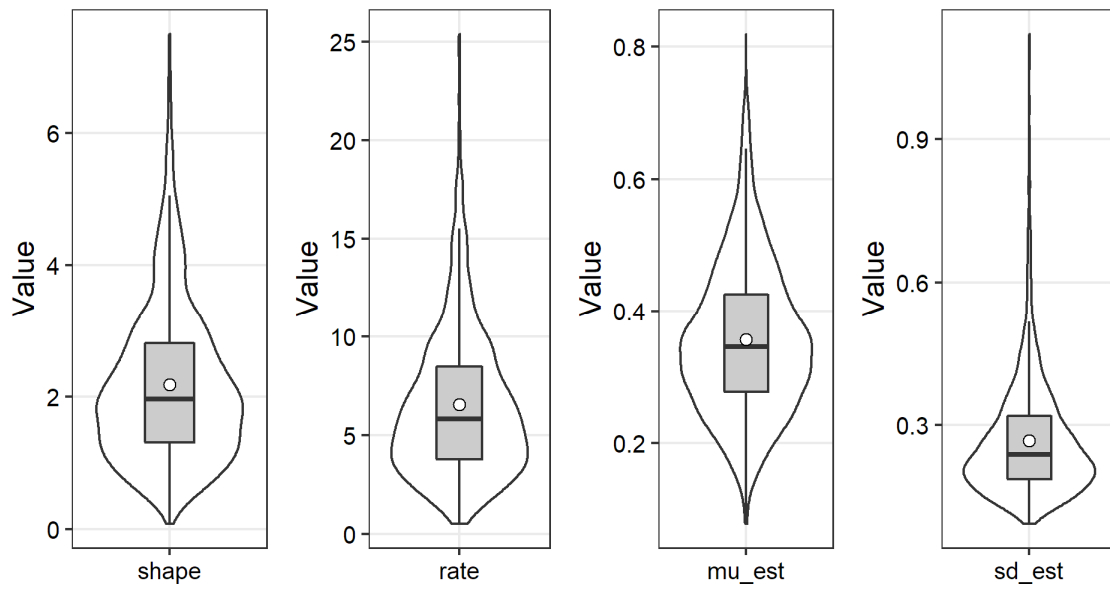


Fig. 8-13 バイズ推定によるフルベンジアミドの1日摂取量推定値に関わる事後予測分布

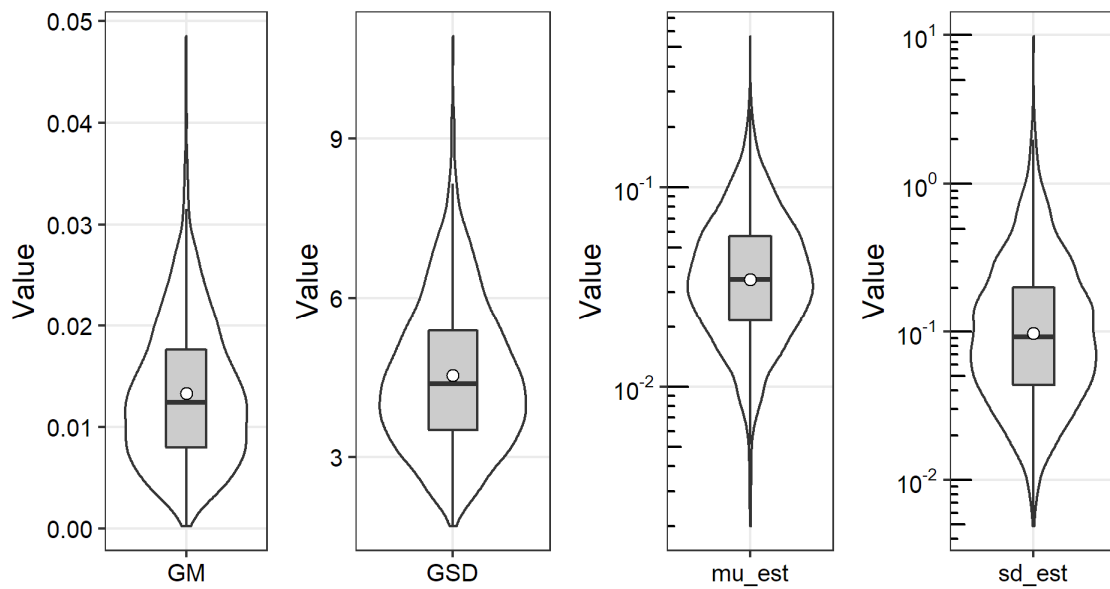


Fig. 8-14 バイズ推定によるヘキサジンの1日摂取量推定値に関わる事後予測分布

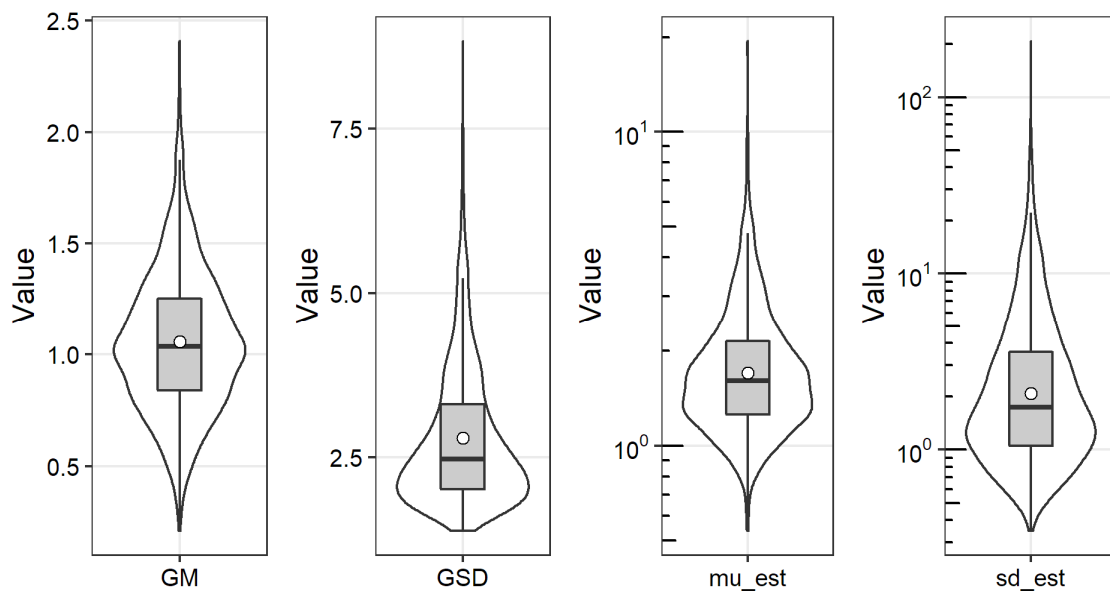


Fig. 8-15 バイズ推定によるボスカリドの1日摂取量推定値に関わる事後予測分布

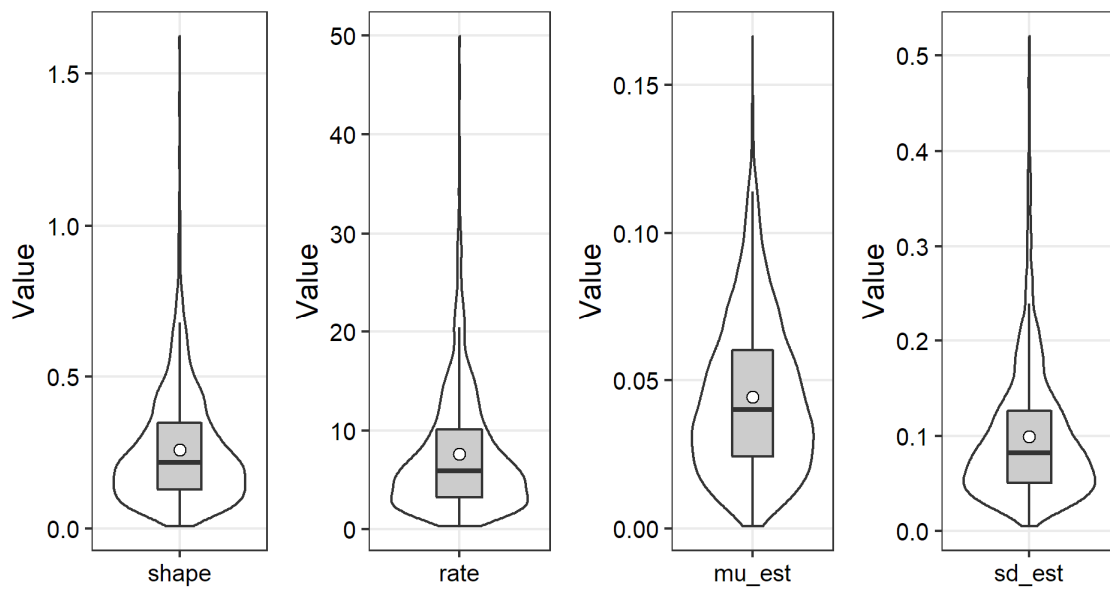


Fig. 8-16 バイズ推定によるメタミドホスの1日摂取量推定値に関わる事後予測分布