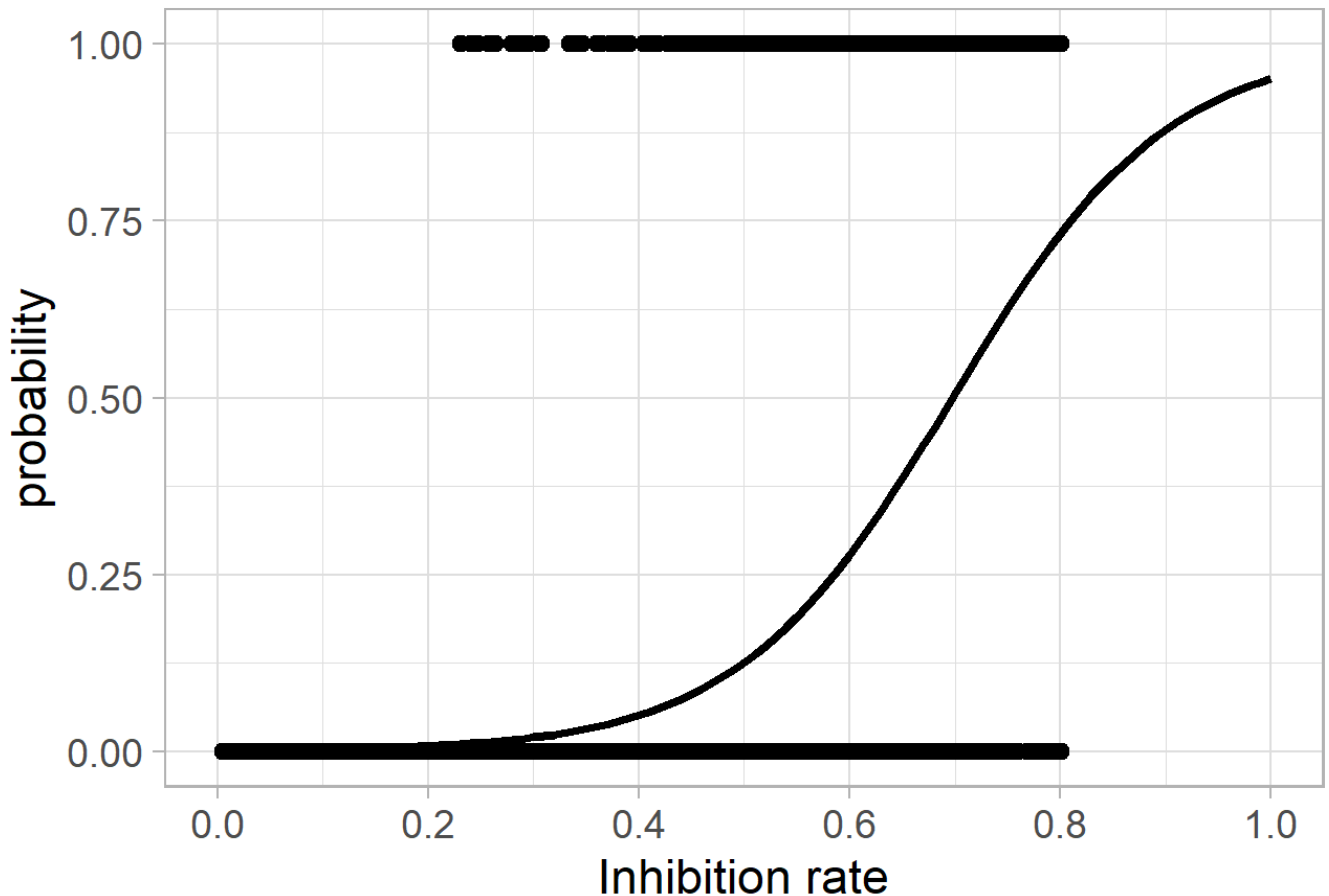


ロジスティック回帰について

まず、斎藤さんが行った方法をたどった。

- 全体のデータに対してlinear modelのパラメータ推定を行った。



- pythonのスク립トとほぼ同じbeta0,beta1の値が得られた。

非線形混合効果を用いた個人間変動の反映

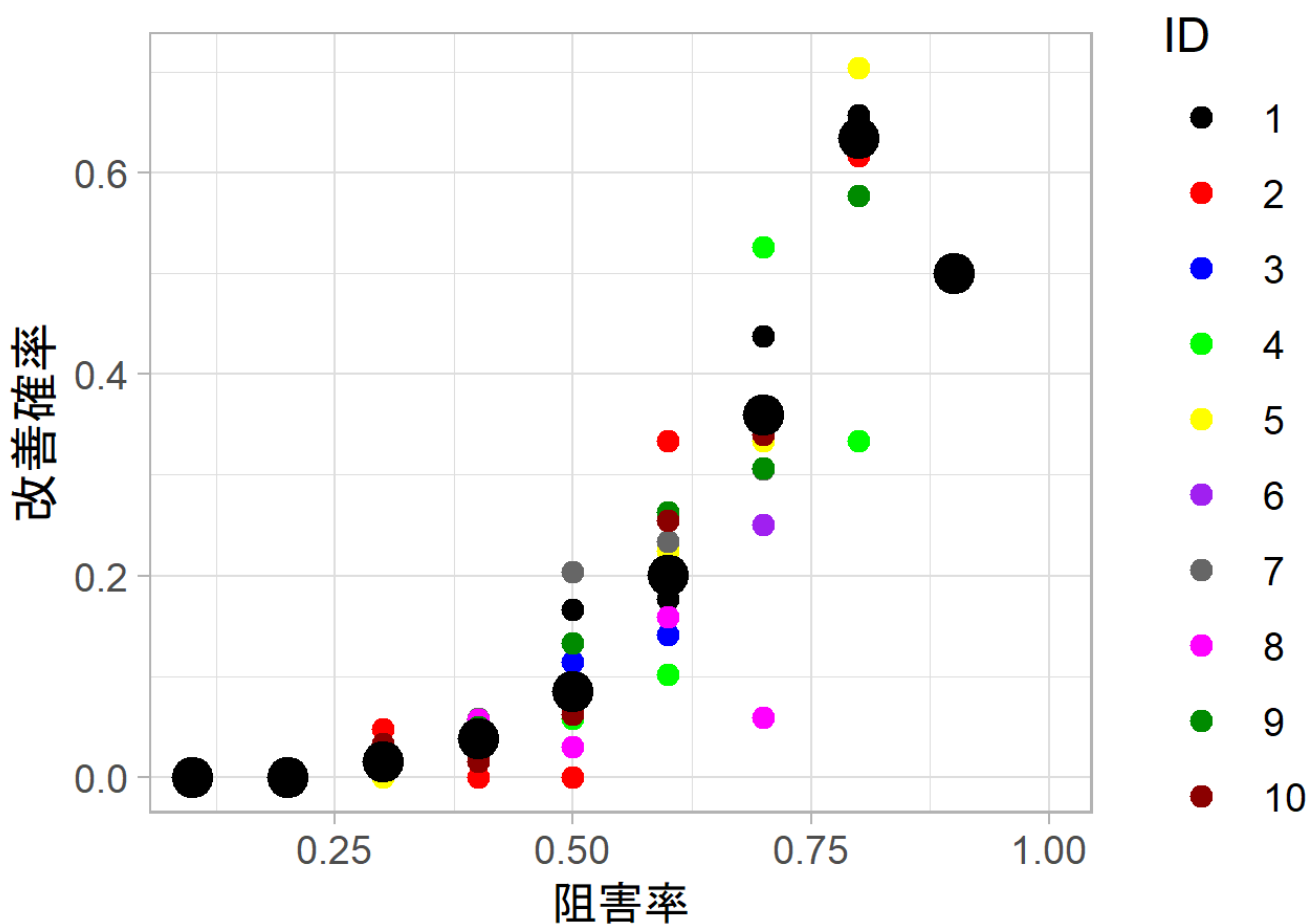
- Emaxモデルではnlme関数がエラーを起こしたのでlinearモデルでのみ検証した。
- 次の3パターンについて考えた
 - $\text{model_l1} : \text{logit} = \beta_0 + \beta_1 x + \eta_2$
 - $\text{model_l2} : = \beta_0 + (\beta_1 + \eta_1) x$
 - $\text{model_l3} : = \beta_0 + (\beta_1 + \eta_1) x + \eta_2$

model	AIC	BIC	eta1_sd	eta2_sd
model_l1	953.6393	978.1181	NA	0.06726019
model_l2	952.8982	977.3770	0.1716304	NA
model_l3	954.8981	985.4966	0.1716722280	0.0001267666

- model_l1とmodel_l2がAIC,BICともに同じぐらいでmodel_l3より小さい
 - model_l1とmodel_l2を用いて次の検証へ

阻害率と改善確率の対応

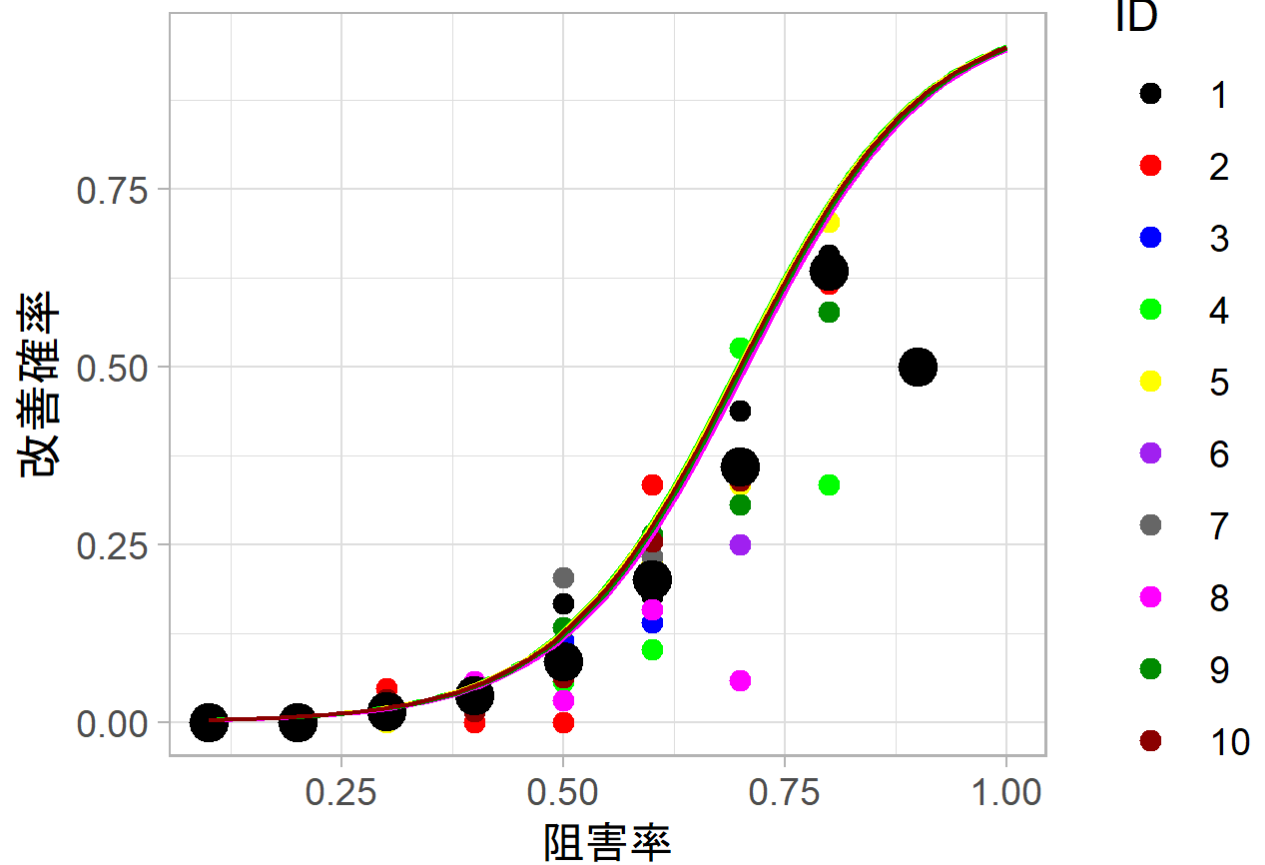
- 二値データをプロットしているだけだと味気ないので、阻害率0.1ごとにTRUEになる確率を計算し、阻害率ごとの目安的な改善確率を算出した。



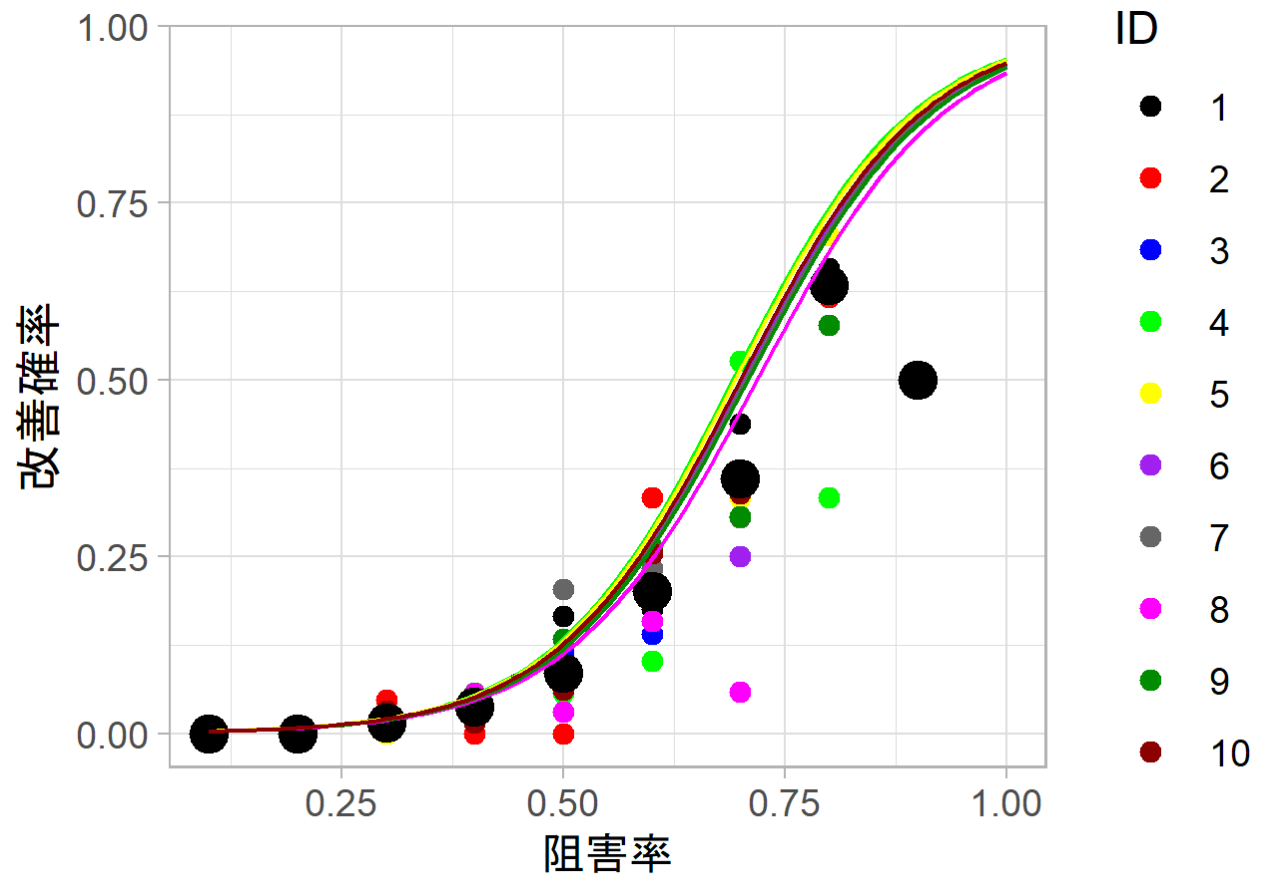
- 黒：全体の改善確率

得られたmodelの状態

- model_l1のそれぞれのモデル。ほとんど動かない。



- model_l2のそれぞれのモデル。model_l1よりは動く？

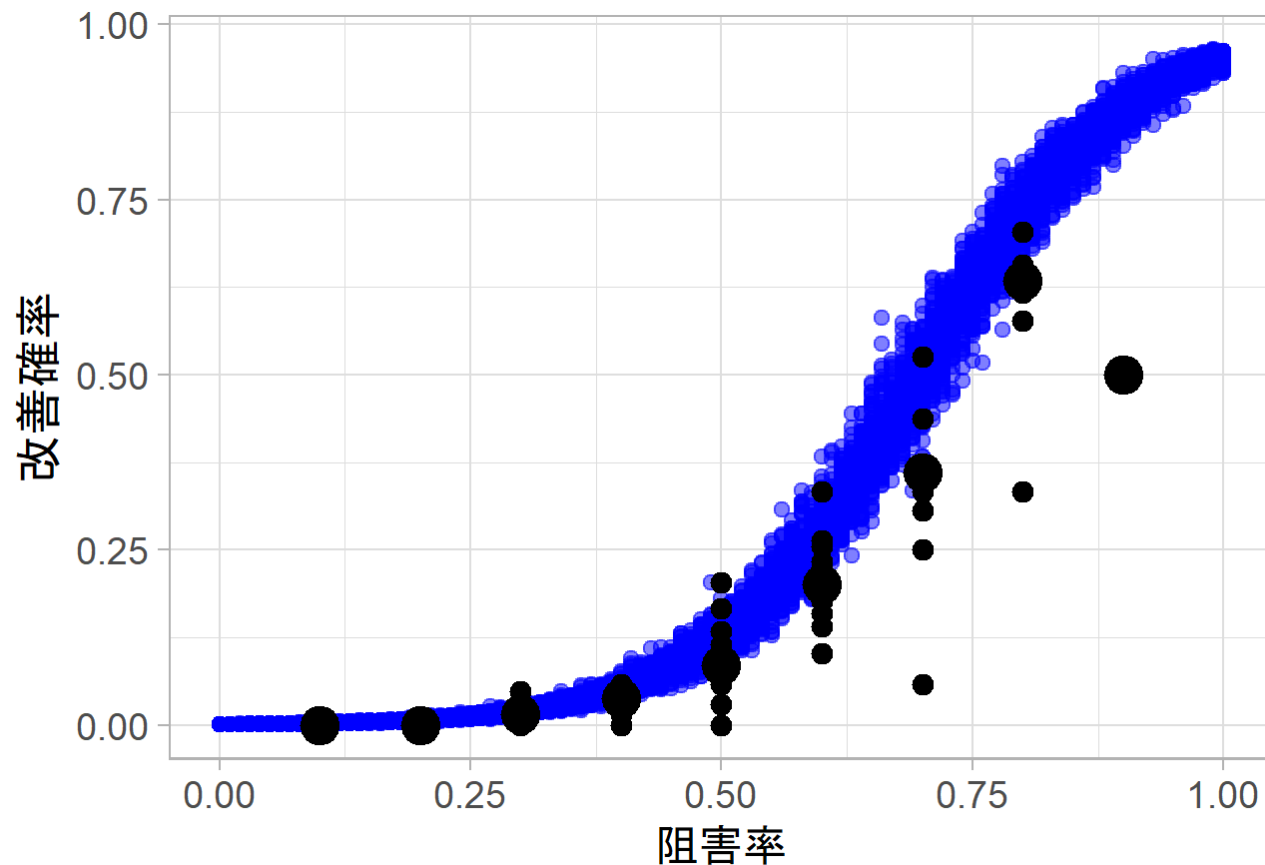


大体の予測区間の見積もり

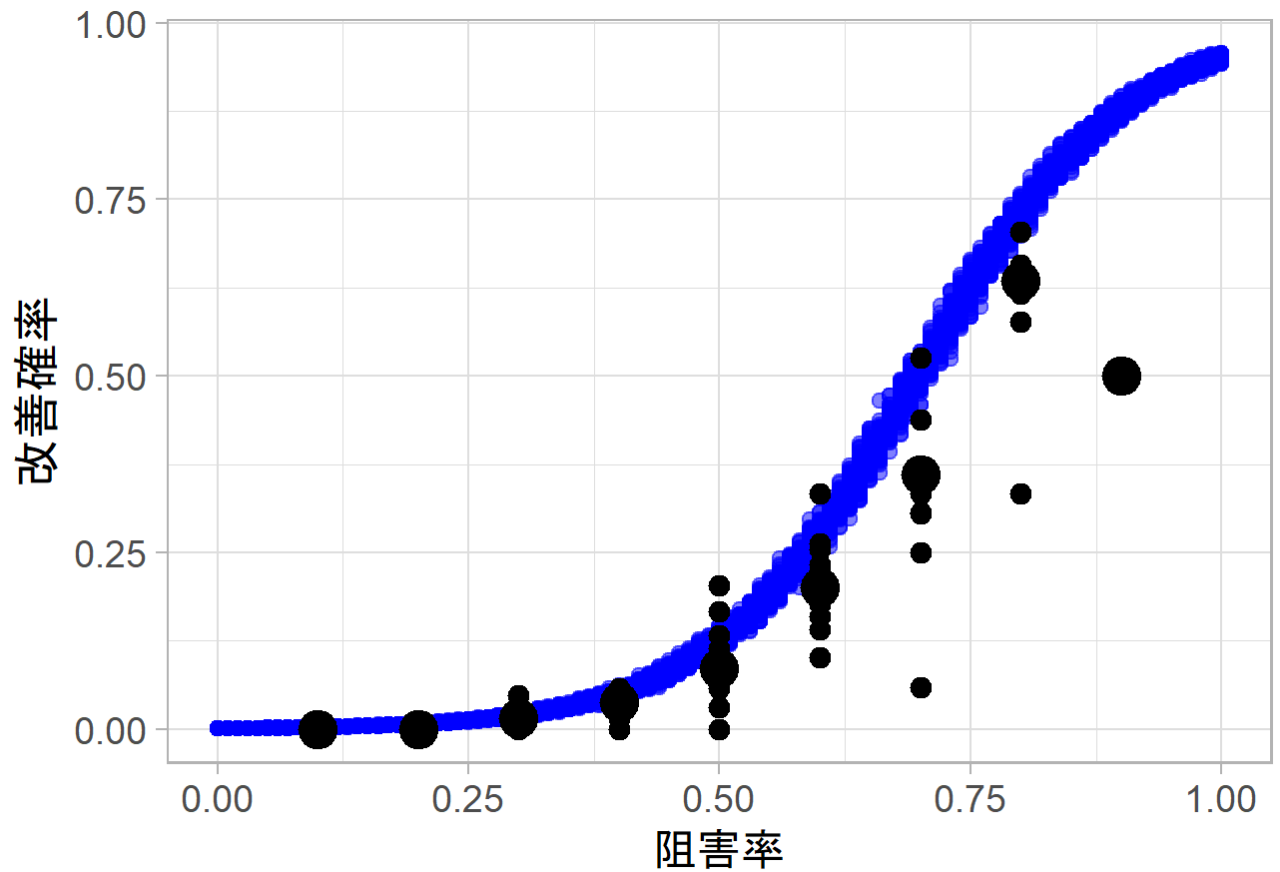
- 現状のモデルでシミュレーションをしたらどういった分布になるかを見積もるため、モンテカルロシミュレーション的なものを行った。
- 斎藤さんがlinear modelが誤差項のsdを計算したモデル、model_l1、model_l2で実行
- 阻害率0.01ずつ100個仮想データを生成した。
- 青色：シミュレーション、黒色：全体の改善確率（目安の）

結果

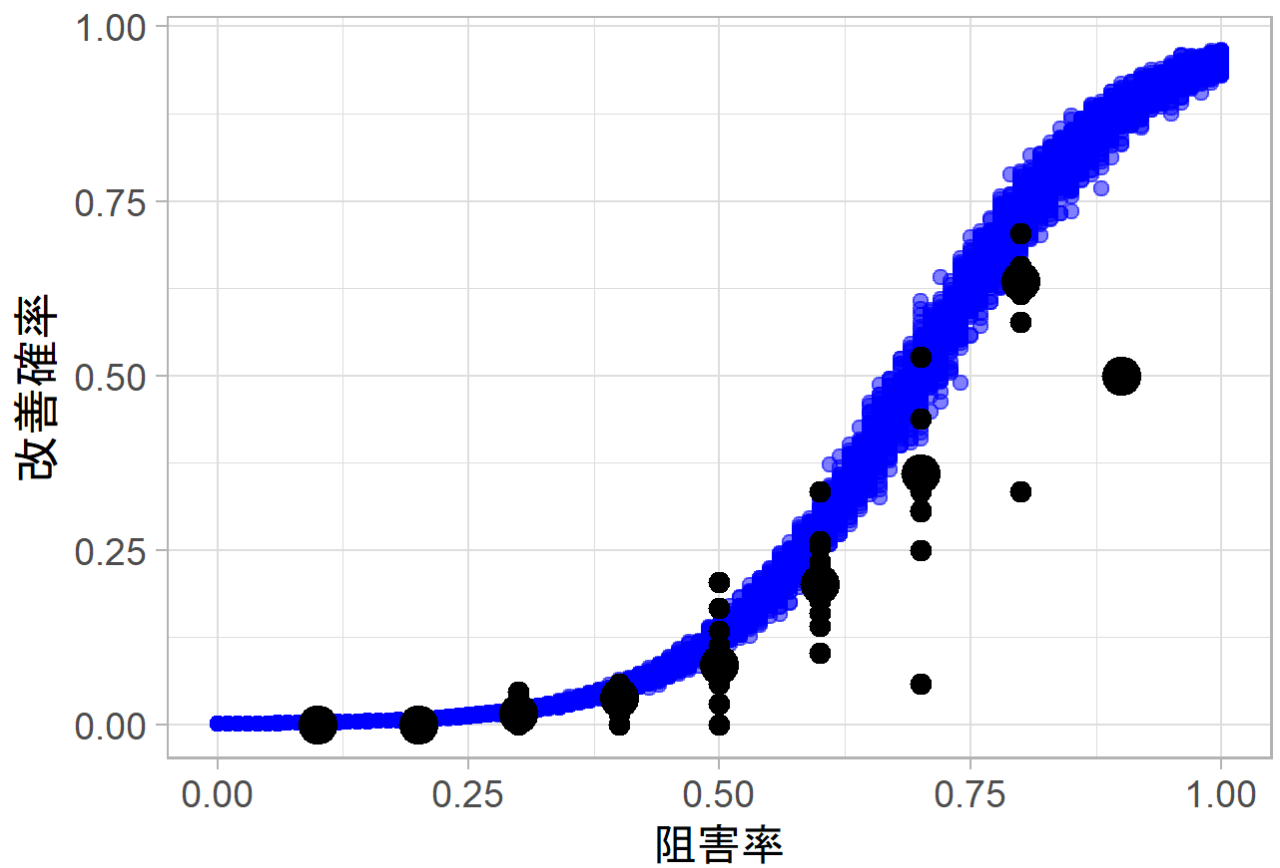
- 斎藤さんの見積もり



- model_l1



- model_l2



- それぞれの患者さんについて最尤法により誤差項のSDを求めるよりも非線形混合効果のnlme関数を用いると推定される誤差項のSDが小さくなる。

- どの誤差の分布を選ぶべきか