選択行動におけるマッチング現象のロジスティック回帰モデル

神谷　直樹　　大学統計教員育成センター　特任教授

1. はじめに

行動結果によって強化されるような学習性の選択行動のモデルとして、ロジット変換モデル、プロビット変換モデル、二重対数変換モデルなどが提案されている。これらのモデルは、それぞれ独立に各々の実験データに対する当てはまりの良さから、その優位性が議論されている。

選択行動で観察される主要な現象の一つにマッチング現象がある。マッチング現象とは、例えば、2 つの選択肢の同時選択場面で、反応量比の変化が強化量比の変化に一致する現象である。このマッチング現象から行動が逸脱することはしばしば確認されており、過小マッチング（強化量比の変化に対する感受性が低い）、過大マッチング（強化量比の変化に対する感受性が高い）、バイアス（いずれかの選択肢への偏好）などが報告されている。

2. データ

表1 のような架空データを生成して使用した。このデータは、選択肢Bに対してバイアスがかかった過小マッチング現象になっている。バイアスや過小マッチングは、実際の行動ではよく観察される現象である。

表1. 20セッション分の同時選択場面における架空データ

選択肢A		選択肢B	
反応数	強化量	反応数	強化量
73	96	27	4
86	89	14	11
48	75	52	25
79	72	21	28
6	35	94	65
22	39	78	61
38	57	62	43
54	89	46	11
71	76	29	24
66	91	34	9
33	69	67	31
70	80	30	20
58	67	42	33
73	71	27	29
43	72	57	28
39	35	61	65
26	58	74	42
77	91	23	9
60	67	40	33
58	83	42	17

3. ロジスティック回帰モデルの平均化

次のような 3 種類のリンク関数に基づいて、ロジスティック回帰モデルを定式化する。

Model 1：ロジット変換

$$p_1(r\,;\,\boldsymbol{\beta}) = \frac{\exp(\beta_0 + \beta_1 r)}{1 + \exp(\beta_0 + \beta_1 r)}$$

Model 2：プロビット変換

$$p_2(r\,;\,\boldsymbol{\beta}) = \Phi(\beta_0 + \beta_1 r)$$

Model 3：二重対数変換

$$p_3(r\,;\,\boldsymbol{\beta}) = 1 - \exp(-\exp(\beta_0 + \beta_1 r))$$

ここで、rは選択肢Aでの強化量をr_A、選択肢Bでの強化量をr_Bとしたときの $\log(r_A/r_B)$、$\boldsymbol{\beta} = (\beta_0, \beta_1)'$ は推定するパラメータ（β_1が感受性パラメータで、β_0/β_1 は先行研究で提案されているバイアスパラメータになる）、$\Phi(\cdot)$は標準正規分布の累積分布関数とする。

推定の結果、それぞれのロジスティック回帰モデルのパラメータの最尤推定量は、

$\hat{\beta}_1 = (-0.561, 0.702)'$,　$\hat{\beta}_2 = (-0.344, 0.426)'$,　$\hat{\beta}_3 = (-0.732, 0.434)'$

になった。それぞれのモデルで推定されたパラメータの値は統計的に有意だったので、強化量比は選択割合に影響しているといえる。

ここでは、各モデルのAICを利用して各モデルの重み$\hat{w}_k$（Akaike, 1979)を計算し、選択割合についてモデルを平均化したときの推定量を得ることにする。

$$\hat{p}(r) = \sum_{k=1}^{3} \hat{w}_k p_k(r;\,\hat{\beta}_k)$$

図2 はそれぞれのロジスティック回帰モデルによって推定された選択割合を表している。白丸は今回使用した架空データを表している。

図3 はモデルの平均化により推定された選択割合である。データ範囲外で強化量比が減少していくと、推定された $p(r)$ は急激に減少している。したがって、推定された $p(r)$ に基づくべきかさらに検討が必要と考えられる。

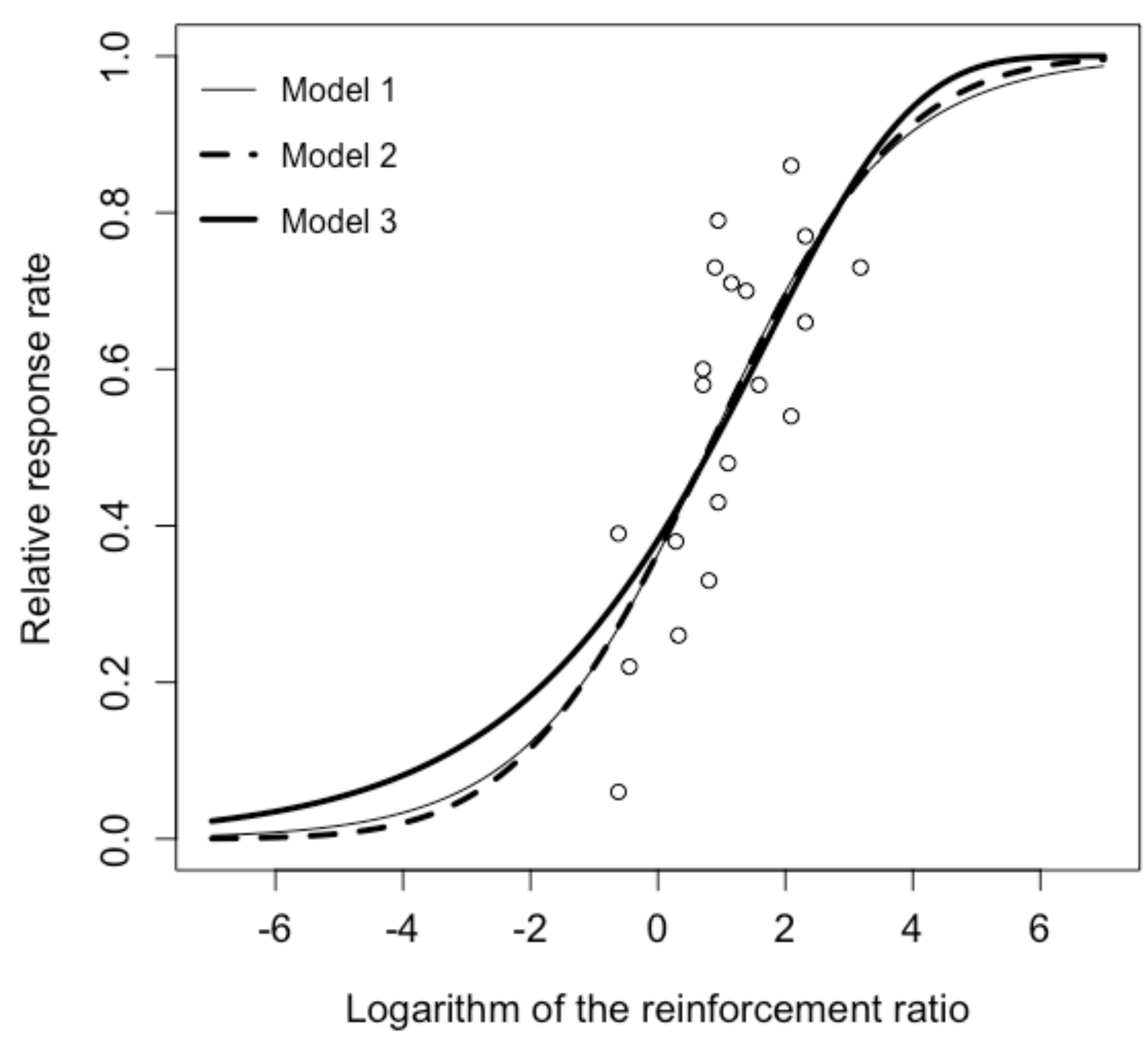

図2. 各モデルにより推定された選択割合

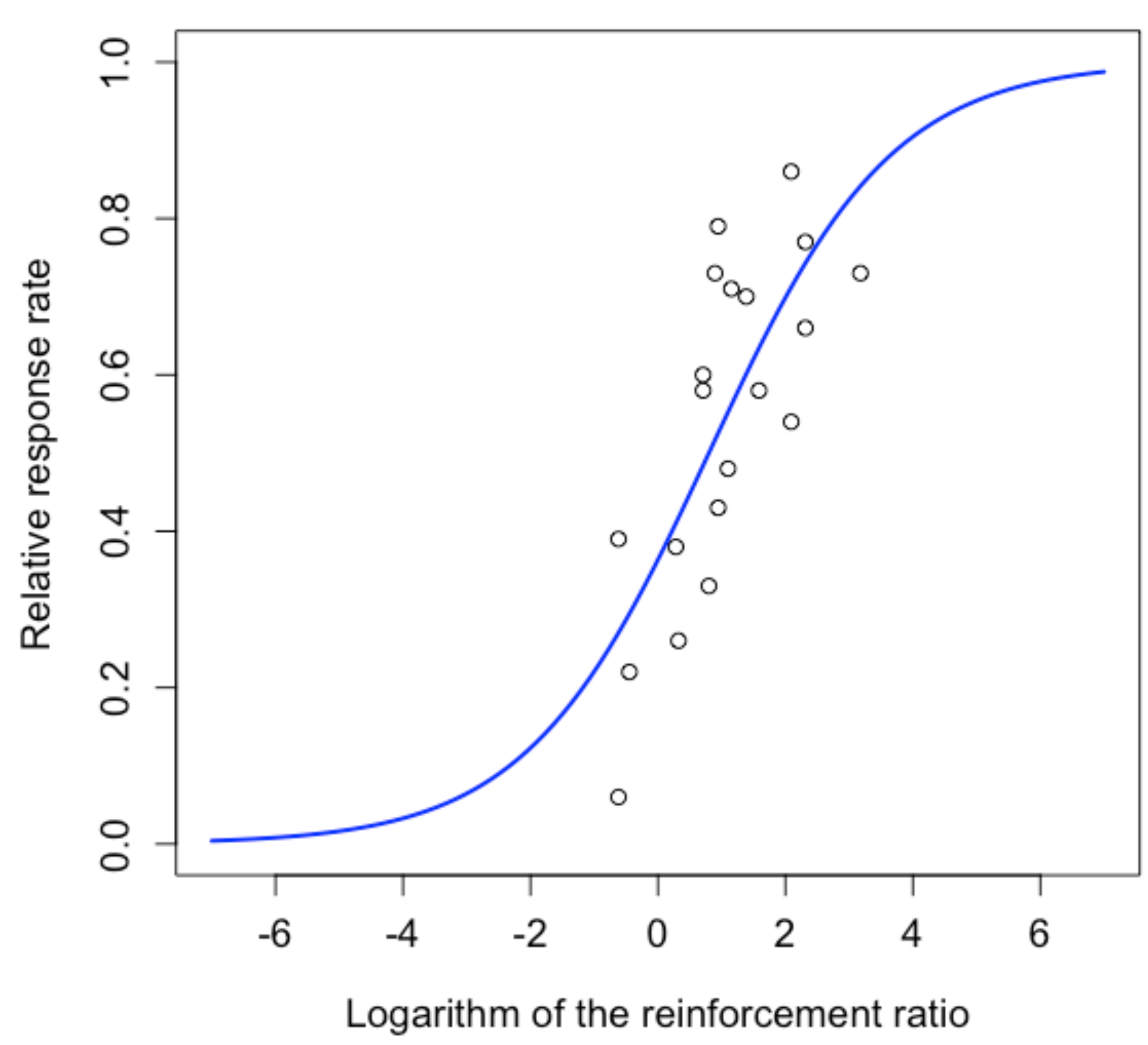

図3. モデルの平均化により推定された選択割合