

令和6年度 茨城大学工学部情報工学科 卒業研究論文

能動的推論モデルに基づく  
交互協調タッピング課題の分析に関する研究

令和6年2月1日

情報工学科 19T4051X 永井 友貴

指導教員 准教授 笹井一人

令和 6 年度茨城大学工学部情報工学科卒業研究

## 能動的推論モデルに基づく交互協調タッピング課題の分析に関する研究

19T4051X 永井 友貴

指導教員 笹井 一人 准教授

### 論文要旨

近年情報ネットワーク技術の向上により、ビデオ会議ツールなどのリアルタイムコミュニケーションツールやさまざまなソーシャルメディアがかつてないほどに社会に浸透している。しかしこのような変化に伴い、社会における物理的な時間や空間の隔たりが克服される一方で、人間が相互にコンテキストを共有するための「場」が急速に失われつつある。このような現状を克服するために人間の対面コミュニケーションに広くみられる「間」の共有に着目する。特にコミュニケーションにおけるタイミングに注目する。本研究では人間の時間知覚や感覚運動同期のメカニズムを研究するための実験として協調交互タッピング課題を行った。協調交互タッピング課題とは、被験者に刺激音を提示し、その連続する刺激音のちょうど中間の時刻に合わせるようにボタンを押してもらう課題である。刺激音を出力するタイミングを制御するモデルとして、SE 平均モデル、ベイズ推論と BIB 推論を用いたモデルを制作した。ベイズ推論は人間の思考に近いと言われており、BIB 推論は戦略が変更された際に素早く対応できると言われている。そこでこれらの推論を利用したモデルとの協調タッピングでは人間で行った場合と近い結果が出ると考えられる。実装言語は Python、開発環境には PsychoPy を用いた。実験は被験者にモデルとともに協調交互タッピング課題を行ってもらいそのタップ時刻の時間発展を計測することに成功した。すべてのモデルにおいてモデルと被験者の SE の位相が反転する傾向が見られた。そしてすべてのモデルにおいて被験者の SE-ITI<sub>v</sub>、SE<sub>v</sub>-ITI<sub>v</sub> の間に強負の相関が見られた。これらの特徴は人間同士の協調交互タッピングにおいても見られる特徴である。またベイズ・BIB 推論モデルにおいてモデルの SE-ITI<sub>v</sub> の間にやや負の相関が見られたが、SE 平均モデルでは見られなかった。これは SE 平均モデルと比べベイズ・BIB 推論モデルの方が人間に近いモデルであると言える。今後の展望は BIB モデルの非定常状態における優位性を検証する実験を行うことである。

# 目次

1	序論	3
1.1	本研究の背景	3
1.2	関連研究	4
1.2.1	交互タッピング課題	4
1.2.2	ベイズ推論	4
1.2.3	BIB 推論	5
1.3	本研究の目的	5
1.4	本論文の構成	5
2	実験方法	6
2.1	交互タッピング課題	6
2.2	特徴量	6
2.3	システム概要	7
2.3.1	SE 平均モデル	7
2.3.2	ベイズモデル	8
2.3.3	BIB 推論モデル	8
2.4	実験環境	9
2.5	被験者	9
2.6	仮説	9
3	実験結果	10
3.1	ITI と SE 時間発展	10
3.2	散布図による統計解析	10
3.2.1	被験者の SE-ITI <sub>v</sub>	10
3.2.2	被験者の SE <sub>v</sub> -ITI <sub>v</sub>	10
3.2.3	モデルの SE-ITI <sub>v</sub>	10
3.2.4	実験評価	11
4	結論	12
4.1	まとめ	12
4.2	今後の展望	12
	参考文献	13

## 図目次

1	特徴量	15
2	各散布図の回帰直線の決定係数 $R^2$	16
3	被験者 1 の SE 平均モデルの時間推移と相関図	17
4	被験者 1 のベイズモデルの時間推移と相関図	18
5	被験者 1 の BIB 推論モデルの時間推移と相関図	19
6	被験者 2 の SE 平均モデルの時間推移と相関図	20
7	被験者 2 のベイズモデルの時間推移と相関図	21
8	被験者 2 の BIB 推論モデルの時間推移と相関図	22
9	被験者 3 の SE 平均モデルの時間推移と相関図	23
10	被験者 3 のベイズモデルの時間推移と相関図	24
11	被験者 3 の BIB 推論モデルの時間推移と相関図	25
12	被験者 4 の SE 平均モデルの時間推移と相関図	26
13	被験者 4 のベイズモデルの時間推移と相関図	27
14	被験者 4 の BIB 推論モデルの時間推移と相関図	28
15	被験者 5 の SE 平均モデルの時間推移と相関図	29
16	被験者 5 のベイズモデルの時間推移と相関図	30
17	被験者 5 の BIB 推論モデルの時間推移と相関図	31
18	被験者 6 の SE 平均モデルの時間推移と相関図	32
19	被験者 6 のベイズモデルの時間推移と相関図	33
20	被験者 6 の BIB 推論モデルの時間推移と相関図	34

# 1 序論

本章では本研究を行うに至った背景と関連する先行研究, 研究の目的を述べる.

## 1.1 本研究の背景

人は絶えず変化する動的な環境に順応しながら生活しており, この過程で自己と環境とのダイナミックな相互作用が生まれている. この相互作用を「自己と環境の共創過程」と見なせる中で, コミュニケーションにおいて特に重要となるのは, タイミングを合わせる能力である. しかしながら, これまでの研究では人間のタイミング制御機構の解明は進んでおらず, 理解には未だに課題が残されている.

コミュニケーションにおけるタイミングの先行研究では, 対話コミュニケーションにおける発話タイミングの解析 [8] や, 相手の発話開始直後あるいは相手の発話の終了時に, 適切なタイミングで頷きなどの動作を入れることにより, 会話が円滑に進むという報告 [9] もある. また並んで椅子の上に座りそれを揺らすことで意図せずにその振動が同調すること [10] や母子コミュニケーションで幼児の運動と母親の発話のタイミングが同調すること [11], 演奏者の呼吸タイミングの同調などの事例 [12] から, コミュニケーションにおけるタイミング共有が人間の基本的な能力であることが示されている.

タイミングの合わせ方に焦点を当てた実験として, 同期タッピング課題 [1] と交互タッピング課題 [2] が挙げられる. 同期タッピング課題は音や光などの周期的な刺激とタップ動作を同期させる課題であり, これまでに複数のタイミング制御モデルが提案されている [3][4][5][6]. 一方で, 交互タッピング課題は対話やテニスなどで見られるように, 周期的な刺激に対して交互にタップ動作を行う課題である.

ただし, これらのタッピング課題は一方的なりズム合わせに焦点を当てており, 双方向の協調作業におけるタイミングの共有を測定することが難しいという問題がある. この制約を克服するために人間のコミュニケーションの基礎となる双方向的なタイミング共有過程を調べる実験として協調タッピング課題 [13] がある. これは同期タッピングが周期的な刺激とタッピングを行ったのと異なり, 二人の被験者で行い, 一方のタップが他方にとっての刺激となるような課題となっている. 本研究では協調タッピング課題を行い, 中でも協調交互タッピング課題を行う. これが人間の対面コミュニケーションにおいて重要な「間 (ま)」の共有の解明につながると考えられる [7]. この課題において中島らによって相関解析に基づいて二重化されたモデルが示されている [14]. しかしこれらのモデルで用いられた統計的推定では安定な定常過程のみモデル化され, 非定常な時間変動成分や被験者の固定差はノイズとしてしか評価されないという本質的な限界が存在した. そこで本研究ではベイズ推論と BIB 推論を用いた新たなモデルの構築を試みる. このアプローチが成功すれば, より人間的な協調タッピングモデルが構築され, 先行研究の制約を克服する新たな知見が得られることが期待される.

## 1.2 関連研究

本節では, 本研究を行うに際しての関連研究について述べる.

### 1.2.1 交互タッピング課題

交互タッピング課題とは周期的な音や光の刺激と交互にタップ動作を行う課題である. この課題は, 人間の時間感覚や感覚同期運動のメカニズムを研究するために用いられる.

元々人間の時間知覚や感覚運動同期のメカニズムを研究するための課題として, 同期タッピング課題がよく用いられていた. この課題はメトロノームのように周期的に提示される一連の刺激にタイミングを合わせてタッピングを行う課題である. しかしこの同期タッピング課題で用いられているのは, 人間がリズム音に一方的に合わせるという状況である. そのため, スポーツ競技や協調作業で見られるような人間同士のタイミング合わせという, 双方向的な局面を測定することができないという問題が残されていた. そこで注目されている実験系が交互タッピング課題である.

またタッピング課題ではタップが刺激に対して数十ミリ先行する負の非同期 (Negative Asynchrony) という現象が観測される [15][16]. これは刺激の発生時刻や位置を予想することが必要であることを示唆している.

### 1.2.2 ベイズ推論

ベイズ推論とは, 観測事象から推定したい事柄を確率的に推論する手法である. 新たな情報が得られるたびに推定が更新され, 事後確率を新たな事前確率として扱う. 事前に定義された仮説を  $h$ , 観測によって得られたデータを  $d$  とすると, 事後確率はベイズの定理により次のように表される.

$$P(h|d) = \frac{P(d|h)P(h)}{P(d)}$$

ここで, ある時刻  $t$  における事前確率を時刻  $t+1$  における事前確率と仮定すると, 新たに観測によって得られたデータをもとに仮説の更新を行う. これは次式であらわされる.

$$P(h)^{t+1} = P(h|d)^{t+1}$$

これを繰り返すことにより, 得られた観測事象をもとにした, ある事象における確率モデルを推定する. ベイズ推論では, 事前確率を更新することによってあらかじめ定義された仮説尤度のもとで, 精度の高い推論を可能にしている. 新たなデータが得られたときに, 事後分布を事前分布として再利用できる. これにより, データに対する学習が逐次的に行える.

Gigerenzer[17] は, 人間の思考がベイズ推定に従っていると主張し, これは「頻度」や「確率」などの表現に影響を与えることを実験的に示した. これは, 人間の思考が確率的なプロセスであるという考え方を支持しする. Knill[18] によれば, 実世界からの不確定な情報に対して人間や動物がベイズ的な認知システムを用いて確率的な推定を行うことがあると述べた. またベイズの認知システム

は特殊な入力に対して急激に反応することなく時間と空間にわたって情報が伝播する。ベイズ推定が特殊な入力に対して敏感に反応せず、データの出現確率の平均値に沿って推定されるため、定常的な状況における意思決定のモデルには適しているが、急激な変化には適していないと指摘している。

### 1.2.3 BIB 推論

BIB (Bayesian-Inverse Bayesian, BIB) 推論 [19] とは、ベイズ推論と逆ベイズ推論を組み合わせた、拡張されたベイズ推論のことである。

ここで逆ベイズ推論とは、ベイズ推論の逆の操作をする推論手法である。ベイズ推論では事前分布と尤度から事後分布を求めるが、逆ベイズ推論では事後分布と尤度から事前分布を求める。逆ベイズ推論では、モデルの変更や選択を可能にすることで、探索的な推論を行うことができる。逆ベイズ推論は、逆ベイズ推論を行う時点で最も確率の低い仮説  $h_{min}$  を過去のデータ分布  $P(d)$  でおきかえる。ここで  $P(d)$  は有限の長さを持つ観測されたデータの確率分布である。したがって次式のよう表される。

$$P(d|h_{min}) = P(d)$$

そこで BIB 推論は、観測データに基づいて仮説の確率を更新するベイズ推論と、その仮説を状況に応じて変化させていく逆ベイズ推論を交互に行うことで、仮説の正確性はベイズ推論に劣るが、仮説の変更が行われた際に変化に対応することができる。現実世界においても人間は戦略の変更を行うことが少なくなく、BIB 推論はそのような状況に対して柔軟に対応することができ、このような意味で人間的な振る舞いに近いアルゴリズムであると言える。実際に Gunji[20] らは BIB 推論を利用することで多くの動物や人間の移動パターンに見られるレヴィウォークと呼ばれる特殊な歩行パターンを再現できることを示した。

## 1.3 本研究の目的

この論文の目的は、交互タッピング課題を通じて人間のタイミング制御機構に関する理解を深め、特に双方向の協調作業におけるタイミングの共有メカニズムに焦点を当てることである。双方向の協調作業におけるタイミングの生成過程をより詳細に理解し、ベイズ推論と BIB 推論を用いた新しいモデルを構築することで、より実用的でリアルな協調タッピングモデルを開発することである。

## 1.4 本論文の構成

本論文は全 4 章からなる。第 1 章では本研究の背景、関連する先行研究、本研究の目的を示した。第 2 章では実験方法について述べる。第 3 章では実験結果について述べる。第 4 章では本研究のまとめと、今後の展望について述べる。

## 2 実験方法

本章では交互タッピング課題, 特徴量, システム概要, 実験環境, 被験者, 仮説について述べる.

### 2.1 交互タッピング課題

本実験では交互タッピング課題と呼ばれる課題を行う. 基本的なルールは刺激音を提示し, 被験者はその連続する刺激音のちょうど中間の時刻に合わせるようにボタンを押す. ただし最初の 10Tap においては周期 1000ms の一定周期のリズム音刺激を被験者に与える. これを Stage1 とする. これは, この課題のみでは両被験者のタップが徐々に加速し, 最終的には被験者のタップが止まってしまい実験が成立しなくなるケースがあるためである. その後 11Tap 目から, 一定周期の音刺激は聞こえなくなり被験者とアルゴリズムの相互作用のフェーズに入る. これを Stage2 と呼ぶ. Tap 回数については, 一定周期の 10tap の後の 120Tap のデータを取得し, 不安定な挙動を示す相互作用開始直後の 10Tap とラストの 10Tap 除いた 100tap 分を有効データとして解析に用いる. 前半の Stage1 と Stage2 を合わせて一つの実験とする. またボタンは右手人差し指で space キーを押下し行う. また右手人差し指以外の体の部位を使ってリズムを取ることを禁止した.

### 2.2 特徴量

本実験における特徴量を図1に示す. 記録された  $n$  番めのボタン押し (Tap) 時刻を  $\text{Tap}(n)$  とする. このときタップ周期  $\text{ITI}$ (Inter Stimulus-onset Interval) と非同期量  $\text{SE}$ (Synchronization Error) を解析する上で用いるパラメータとする. 非同期量  $\text{SE}$  とタップ周期  $\text{ITI}$  は次の式で定義する.

$$\text{SE}_A(n) = \text{Tap}_B(n) - \frac{\text{Tap}_A(n-1) + \text{Tap}_A(n)}{2}$$
$$\text{ITI}_A(n) = \text{Tap}_A(n) - \text{Tap}_B(n)$$

$\text{SE}$  は一方の連続するタップの中間時刻が他方のタップとどれだけ離れているかを示す値である. ちょうど中間時刻でタップすれば  $\text{SE}$  は 0 となり, 両者が完全な逆位相で交互タッピングできていることになる. タップがそれよりも早ければ負の値, 遅ければ正の値になる.

また, $\text{SE}$  の変化量 ( $\delta\text{SE}$ ) と  $\text{ITI}$  の変化量 ( $\delta\text{ITI}$ ) を以下のように定義する.

$$\delta\text{ITI}(n) = \text{ITI}(n) - \text{ITI}(n-1)$$
$$\delta\text{SE}(n) = \text{SE}(n) - \text{SE}(n-1)$$



## 2.3 システム概要

本節ではタッピングアルゴリズムの実装について述べる. 実装言語は python, 開発環境は PsychoPy[21][22] を使用した. また音刺激の ITI を決定するためのアルゴリズムとして今回は SE 平均モデル, ベイスモデル及び BIB モデルの 3 種類を用意した.

### 2.3.1 SE 平均モデル

中島らの研究 [14] によると, 人間同士の協調タッピング課題では相互相関解析より, SE- $\delta ITI$  の 2 変数間には優位な相関が見られ線形性が認められる. その結果比例定数  $h$  を用いてタップ周期の変化量  $\delta ITI$  は以下のように記述される.

$$\delta ITI(n) = h \cdot SE(n)$$

$\delta ITI$  を  $ITI$  で展開して示すと,

$$ITI(n) - ITI(n-1) = h \cdot SE(n)$$

この数式が全ての  $n$  について成り立つと仮定すると,

$$\begin{aligned} & ITI(n) \\ &= ITI(n-1) + h \cdot SE(n) \\ &= ITI(n-2) + h \cdot (SE(n) + SE(n-1)) \\ &\vdots \\ &= ITI(0) + h \cdot (SE(n) + SE(n-1) + \dots + SE(1)) \end{aligned}$$

となる. この式が成立するためには, ある定数  $ITI_0$  を用いて, 以下のように記述できる.

$$ITI(n) = ITI_0 + h \cdot \sum_{j=1}^n SE(j)$$

ここで得られたモデルは, 過去の SE の総和によって ITI が影響を受けるモデルである. このモデルを協調交互タッピング課題で正規分布を用いて表現する. SE 平均モデルでは時刻  $Tap(n)$  において, 過去の刺激音の非同期量  $SE_{stim}$  を  $n$  でわり, Stage1 の提示刺激周期 ISI (Inter Stimulus-onset Interval) の半分の値から差し引く. その値を平均とする正規分布を NumPy の正規分布に従う乱数生成関数である `np.random.normal()` を用いて生成し, 時刻  $Tap(n)$  の刺激音のタップ周期  $ITI_{stim}(n)$  をランダムに決定する. この操作により過去の非同期量の総和によりタップ周期が影響を受けることを表現している.

### 2.3.2 ベイズモデル

データから現象の原因を探求するベイズ的意思決定は人間の無意識下の問題解決思考や行動と同様の過程である。例えば、ある人が「雨が降っているから傘を持って行こう」と考える場合、その人が傘を持って行く確率は、雨が降っている確率に比例すると考えることができる。また過去の経験と新たに得たデータをもとに不確実な事象を予測するベイズ推定と人間の時間知覚の類似性は研究 [23] でも明らかになっている。中島らの研究 [14] によると、人間同士の協調タッピング課題では相互相関解析より、 $\delta SE$ - $\delta ITI$  の 2 変数間には優位な相関が見られ線形性があると考えられる。その結果比例定数  $k$  を用いてタップ周期の変化量  $\delta ITI$  と  $\delta SE$  の関係性は以下のように記述される。

$$\delta ITI(n) = k \cdot \delta SE(n)$$

この式を、タップ周期  $ITI$  と非同期量  $SE$  の出展開すると次式の通り。

$$ITI(n) - ITI(n-1) = k \cdot (SE(n) - SE(n-1))$$

$$ITI(n) - k \cdot SE(n) = ITI(n-1) - k \cdot SE(n-1)$$

この式が全ての  $n$  について成り立つと仮定すると

$$ITI(n) - k \cdot SE(n) = ITI(n-1) - k \cdot SE(n-1)$$

$$= ITI(n-2) - k \cdot SE(n-2)$$

$$\vdots$$

$$= ITI(0) - k \cdot SE(0)$$

となり、この式が成立するためにはある定数  $C_1$  を用いて次のように記述する。

$$ITI(n) = C_1 + k \cdot SE(n)$$

このように、ある一定値  $C_1$  を中心として、タップ周期が  $SE$  と比例関係にあるモデルが得られる。このような 2 変数の関係は新たに得たデータをもとに不確実な事象を予測するベイズ推論との親和性がある。本項のベイズモデルは音刺激の非同期量  $SE$  が求まるたびに、そのデータをもとにベイズ推定を用いて事後分布を求める。その事後分布からランダムにサンプリングした推定値を  $ISI$  の半分の値から差し引いた値を次の音刺激のタップ周期  $ITI_{stim}(n)$  とする。

### 2.3.3 BIB 推論モデル

今までのモデルは時系列データが定常的データとみなして統計的に分析を進めた。そのため安定な定常過程のみがモデル化され、非定常な時間変動性成分や被験者の個体差はノイズとしてしか評価されないという本質的な限界があった [14]。しかし実際のデータでは ADF 検定によって非定常

状態と判断されたデータや、リーダー・フォロワー関係が観測される事例も存在する。そこでこのような非定常状態に柔軟に対応するために、逆ベイズ推論を用いたモデルを構築する。ベイズ推定は特殊な入力に対して敏感に反応せず、実際にはデータの出現確率の平均値に沿うように推定される。このため、定常的な状況における意思決定のモデルには適しているが、急激な変化には適していないといえる。急に戦略が変化するような状況に適した意思決定プロセスは、BIB 推定で実現できると考えられる。本項の BIB 推論は前項と同様に、音刺激の非同期量 SE が求まるたびにベイズ推論を行う。その後最も確率が低い仮説を今までの非同期量 SE の平均で置き換える。すなわち仮説自体を更新する。その後、事後分布よりサンプリングした推定値を ISI の半分の値から差し引いた値を次のタップ周期  $ITI_{Stim}(n)$  とする。

## 2.4 実験環境

刺激の提示と反応の記録は自作のプログラムにより PC(Apple 社製, iMac, 2019) で制御され、刺激の提示はヘッドフォン (audio-technica 社制, ATH-770XCOM) を通じて行われた。

## 2.5 被験者

被験者は健常な 20 代の男性 6 人にボランティアで依頼した。被験者はいずれも右利きで提示される音刺激を聞き取るにあたって聴覚的障害はなかった。

## 2.6 仮説

先行研究で述べたとおり人間の認知システムや時間知覚がベイズや BIB 推論に近いことがわかっており、ベイズ・BIB 推論を用いたモデルと人で実験を行った際には人同士で実験を行った際に見られる特徴が見られると考えられる。そこで中島らの先行研究 [14] より、人間同士の協調タッピングにおいてみられる特徴として SE の位相の反転や SE- $\delta$ ITI の間の負の相関関係が見られると考える。

### 3 実験結果

本章では実験結果を分析しまとめ、結果を評価する。また SE 平均モデル、ベイズモデル、BIB 推論モデルの各モデルのことを図の中で modify, bayes0, bayes1 と表記している。

#### 3.1 ITI と SE 時間発展

すべてのモデルにおいて、多くの被験者で音刺激に被験者が追従するようリーダー・フォロワー関係が見られた。SE 平均モデルでは両者の ITI がほぼ同じ時間長で安定に推移してタッピングが同期している。またベイズモデル/BIB 推論モデルでは音刺激の ITI の振幅が SE 平均モデルと比べて大きい。Fig は SE の時系列データである。すべてのモデルにおいて音刺激とプレイヤーの位相が反転する傾向が見て取れる。これは人間同士の協調交互タッピングにも見られる傾向である。またプレイヤーの方が負の値が出やすいことと振幅が大きくなる傾向がある。SE 平均モデルは他のモデルと比べ小さい。

#### 3.2 散布図による統計解析

本実験において記録した特徴量において有意な相関関係が確認できたものを次にまとめる。

##### 3.2.1 被験者の SE-ITI<sub>v</sub>

図2aは被験者の SE-ITI<sub>v</sub> の相関図の回帰直線の決定係数 R<sup>2</sup>。被験者の SE と  $\delta$ ITI の相関関係はいずれのモデルにおいても負の相関関係が見られた。これは SE と ITI の時間発展の仕組みとして、被験者が自分側のタッピングが早過ぎたと感じた場合、次の自分のタップを遅らせようとするためだと考えられる。SE 平均モデルと BIB 推論モデルではかなりの相関関係が、ベイズモデルでは強い相関関係が認められた。

##### 3.2.2 被験者の SE<sub>v</sub>-ITI<sub>v</sub>

図2bは被験者の SE<sub>v</sub>-ITI<sub>v</sub> の相関図の回帰直線の決定係数 R<sup>2</sup>。被験者の  $\delta$ SE と  $\delta$ ITI の相関関係はいずれのモデルにおいても負の相関関係が見られた。こちらも前項と同様に被験者が自分側のタッピングが早過ぎたと感じた場合、次の自分のタップを遅らせようとするためだと考えられる。SE 平均モデルではやや相関関係があり、ベイズモデルと BIB 推論モデルではかなりの相関関係が認められた。

##### 3.2.3 モデルの SE-ITI<sub>v</sub>

図2cは被験者の SE<sub>v</sub>-ITI<sub>v</sub> の相関図の回帰直線の決定係数 R<sup>2</sup>。刺激音の SE と  $\delta$ ITI の相関関係はベイズ/BIB 推論モデルにおいてやや負の相関関係が認められた。これはベイズ推論と BIB 推論の新たな証拠をもとに次の推論で使用する事前確率を更新する性質によると考えられる。また SE

平均モデルではほとんど相関関係が見られなかった。これはベイズ/BIB 推論モデルが SE 総和モデルと比べて人間の思考に近いことを意味する。

#### 3.2.4 実験評価

今回の実験によって得られた結果を次にまとめる。

- 3 種類のモデルと人の交互協調タッピング実験を行い、そのタップ時間の時間発展を計測することに成功した。
- ベイズ・BIB 推論モデルの ITI の振幅は SE 平均モデルのものより大きくなる傾向があった
- すべてのモデルにおいて音刺激と被験者の SE の位相が反転する傾向が見てとれた。
- すべてのモデルにおいて被験者の SE-ITI<sub>v</sub>, SE<sub>v</sub>-ITI<sub>v</sub> の間に強い負の相関が見られた。
- ベイズ・BIB 推論モデルにおいてモデルの SE-ITI<sub>v</sub> の間にやや負の相関が見られたが、SE 総和モデルでは見られなかった。

すべてのモデルにおいて音刺激と被験者の SE の位相が反転する傾向が見られたため、モデルと人間のタイミング制御のインタラクションが実現できた。またベイズ・BIB 推論モデルにのみ見られた、モデルの SE-ITI<sub>v</sub> の間のやや負の相関は直前の誤差により次の ITI が影響を受けたことを意味する。これは人間同士の協調タッピングにも見られる傾向のため、こちらのモデルの方がより人間に近いモデルであると考えられる。

## 4 結論

本章では本研究のまとめと、今後の展望について述べる

### 4.1 まとめ

本研究では人間のコミュニケーションにおけるタイミング機構を明らかにするために、協調交互タッピングを用いて実験を行った。人間と協調タッピングを行うモデルとして SE 平均モデル、ベイズモデル、BIB 推論モデルを用意した。すべてのモデルにおいて人間同士のタッピングでも見られる特徴である、SE の位相の反転が見られた。またベイズと BIB 推論モデルでは直前の SE と ITI<sub>v</sub> に負の相関関係が見られた。

### 4.2 今後の展望

今回は協調交互タッピングを題材で研究をおこなったが協調同期タッピングでもベイズ・BIB 推論モデルで実験を行ってみたい。またモデル同士で実験を行った際の挙動も確かめたい。そして非同期状態における BIB 推論の優位性を検証する実験を行いたい。

## 参考文献

- [1] L.T.Stevens(1989), On the time sense, *Mind*, Vol.11, 393/404 .
- [2] Ding M, Chen Y and Kelso JAS.(2002), Statistical analysis of timing errors, *Brain Cogn*, Vol.48, 98/106
- [3] Hary, D., Moore, GP.(1987), Synchronizing human movement with an external clock source, *Biological Cybernetic*, 56, 305/311
- [4] Haken, H., Kelso, J.A., Bunz, H.(1985), A theoretical model of logical phase transitions in human hand movements, *Biological Cybernetics*, 51-5, 347/356
- [5] Thaut M.H., Schause, L.M.(1997), Weakly-coupled oscillators in rhythmic motor synchronization, *Proceedings of the Society for Neuroscience*, 298, 20(Abstract)
- [6] Vos P.G., Helsen E.L.(1992), Tracking simple rhythms: On-beat versus off-beat performance. In F.Macar and V. Outhas(Eds), *Proceedings of NATO advance research workshop on time, action and cognition*, 287/299, Dordrecht N.L., Kluwer Academic Publishers
- [7] 三宅美博 (2012), 共創的コミュニケーションと「間 (ま)」, *バイオメカニズム学会誌*, 36 巻, 2 号, p.97-103
- [8] 三宅, 辰巳, 杉原 (2004), 交互発話における発話長と発話間隔の時間的階層性, *計測自動制御学会論文集*, Vol.40, No.6, pp.670-677
- [9] 菊池, 白井 (2000), 対話効率の向上を目的とした音声対話制御のモデル化, *ヒューマンインタフェース学会論文誌*, Vol.2, No.2, pp.145-152
- [10] Richardson, M. J., et al.(2007), Rocking together: Dynamics of intentional and unintentional interpersonal coordination, *Human movement science*, Vol.26, Issue 6, pp.867-891
- [11] Condon, W. S., Ander L. W.(1974), Neonate movement is synchronized with adult speech, *Science*, Vol.183, No.4120, pp.99-101
- [12] 長岡, 小森, 中村 (2000), 練習が演奏者間の呼吸の一致に及ぼす効果; ピアノ連弾に関する事例的研究, *日本心理学会第 64 回大会発表論文集*, p.603
- [13] 今, 三宅 (2003), 協調タッピングにおける相互相関解析に基づいたモデルの提案, 第 17 回自立分散システム・シンポジウム資料, 213-216
- [14] 中島, 三宅 (2006), 交互協調タッピングの相互相関解析に基づくモデル化, 第 18 回自立分散システム・シンポジウム資料, 277-282
- [15] Fraisse P.(1996), The sensorimotor synchronization of rhythms, In J.Requein(ed), *Anticipation et comportement*, Centre National, Paris, 233/257
- [16] Aschersleben G, Prinz W., Synchronizing actions with events: the role of sensory information, *Perception & Psychophysics* 57-3, 305/317
- [17] G. Gigerenzer and U. Hoffrage(1995), How to improve Bayesian reasoning without instruction: Frequency formats, *Psychol Rev.*, 102, 684/704

- [18] D. Knill and A. Pouget(2004), The Bayesian brain: The role of uncertainty in neural coding and computation, Trends in Neurosciences, 27, 712/719, Psychology Press
- [19] Y.-P. Gunji, S. Shinohara, V. Basios and T. Haruna(2016), Inverse Bayesian inference as a key of consciousness featuring a macroscopic quantum logical structure, Biosystems, 152, 44/65
- [20] Y. Gunji, K. Sonoda and V. Basios(2016), Quantum cognition based on an ambiguous representation derived from a rough set approximation, Biosystems, 141, 55/66
- [21] Peirce, J. W., Gray, J. R., Simpson, S., MacAskill, M. R., Höchenberger, R., Sogo, H., Kastman, E., Lindeløv, J. (2019), PsychoPy2: experiments in behavior made easy, Behavior Research Methods. 10.3758/s13428-018-01193-y
- [22] Peirce, J. W., Hirst, R. J. & MacAskill, M. R. (2022), Building Experiments in PsychoPy, 2nd Edn London: Sage
- [23] 澤井, 佐藤 (2018), 時間順序による時間知覚の非対称性を説明するベイズモデル, 情報処理学会研究報告書, Vol.2018-MUS-119 No.36



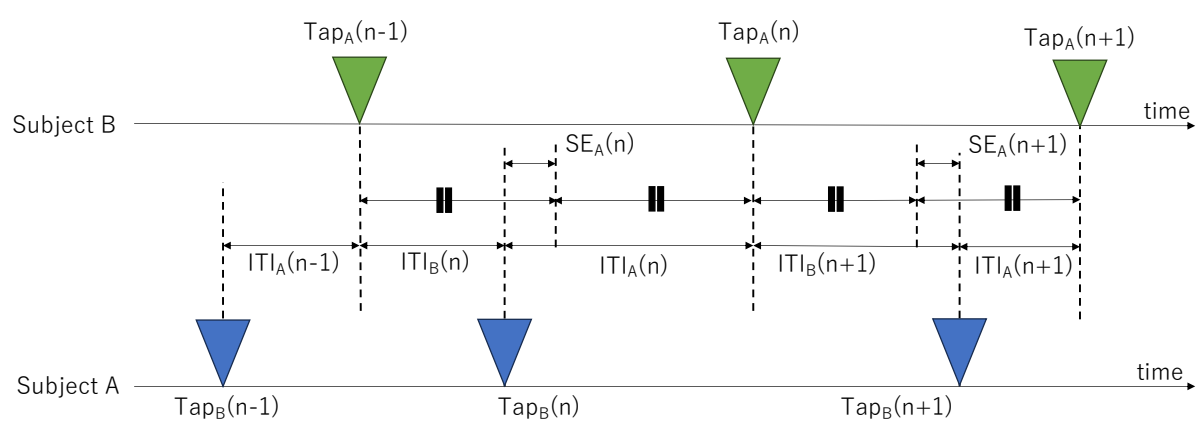
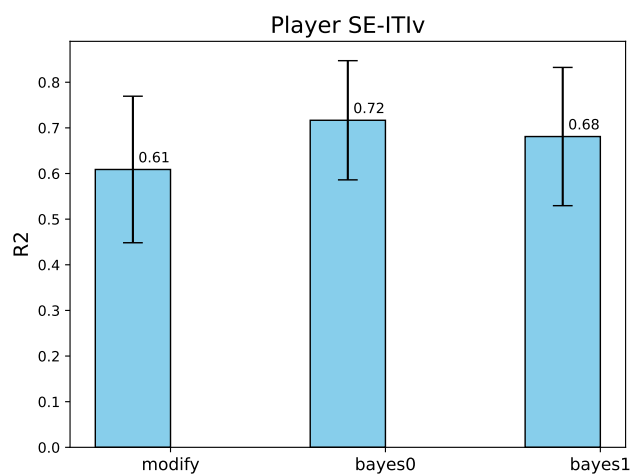
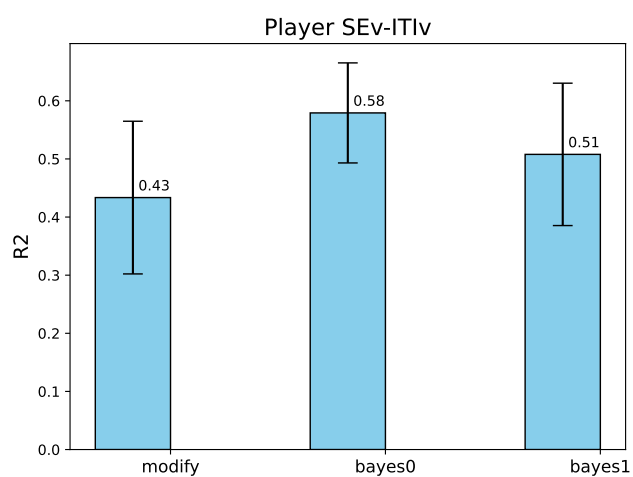


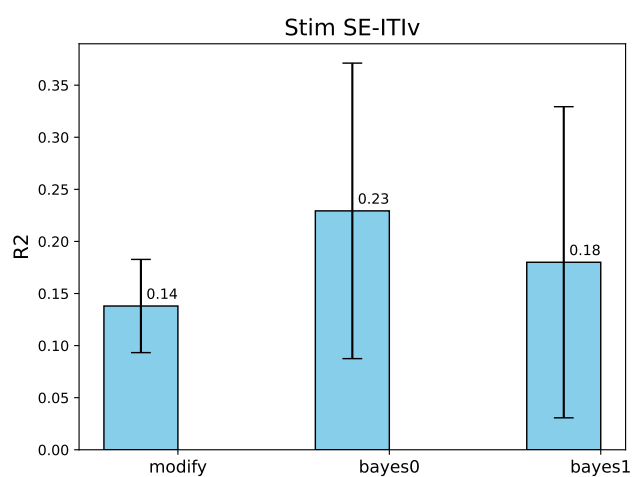
图1: 特征量



(a) 被験者の SE-ITlv の  $R^2$

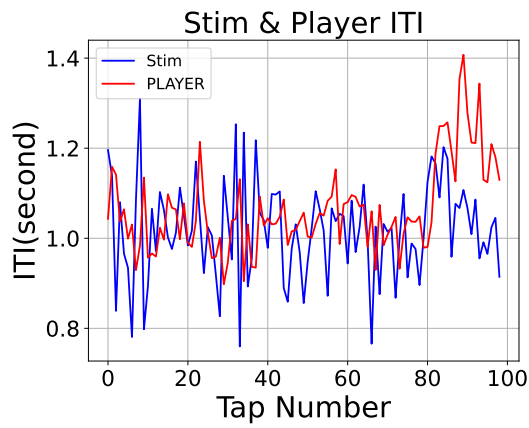


(b) 被験者の SEv-ITlv の  $R^2$

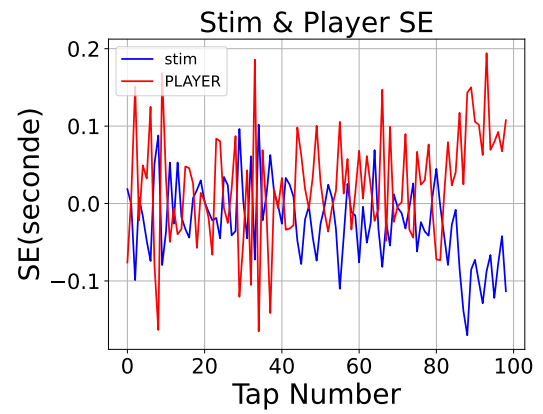


(c) モデルの SE-ITlv の  $R^2$

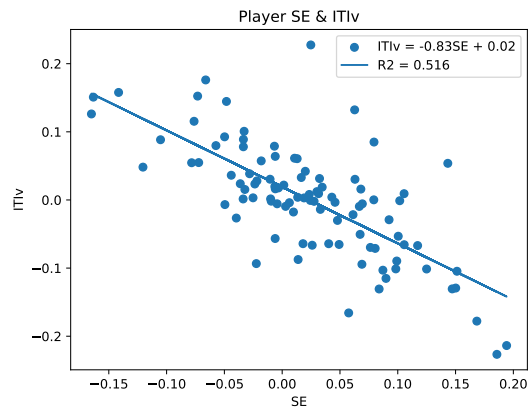
図2: 各散布図の回帰直線の決定係数  $R^2$



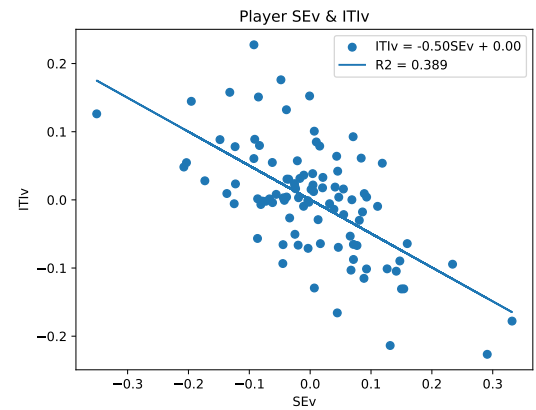
(a) 被験者の SE 平均モデルの ITI の時間推移



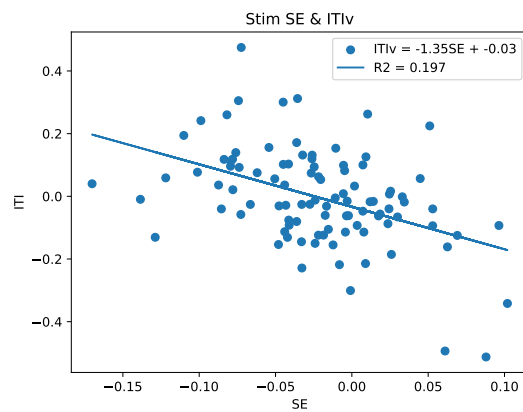
(b) 被験者 1 の SE 平均モデル SE の時間推移



(c) 被験者 1 の SE 平均モデルの被験者の SE-ITiv の相関図

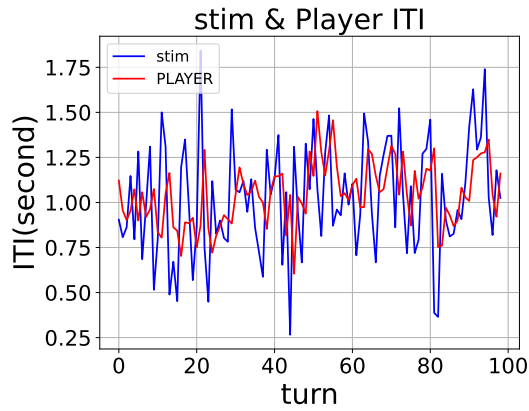


(d) 被験者 1 の SE 平均モデルの被験者の SEv-ITiv の相関図

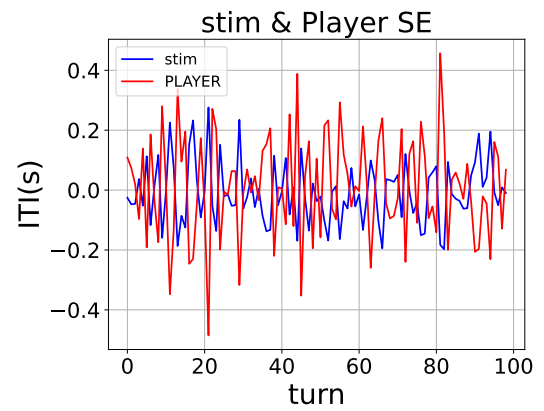


(e) 被験者 1 の SE 平均モデルのモデルの SE-ITiv の相関図

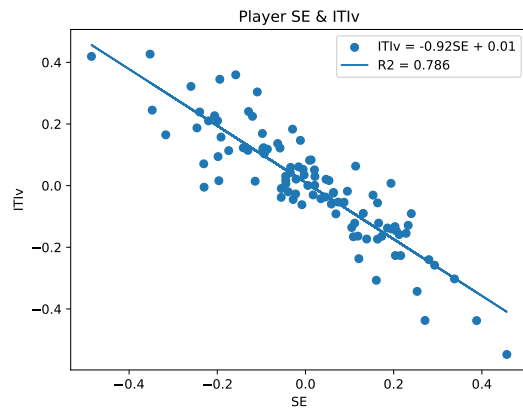
図3: 被験者 1 の SE 平均モデルの時間推移と相関図



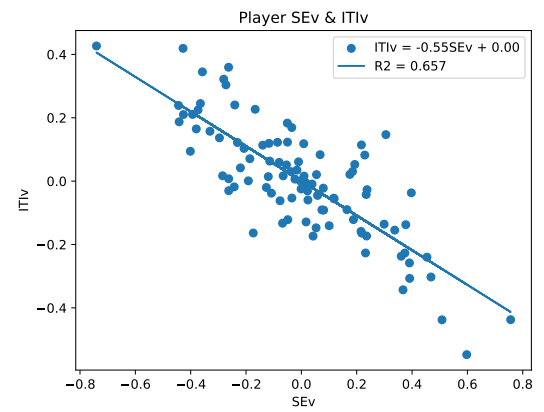
(a) 被験者 1 のベイズモデルの ITI の時間推移



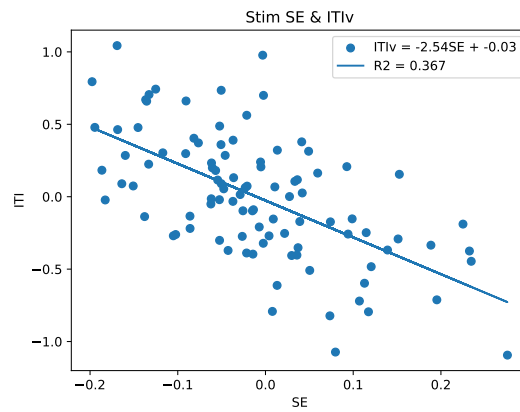
(b) 被験者 1 のベイズモデルの SE の時間推移



(c) 被験者 1 のベイズモデルの被験者の SE-ITiv の相関図

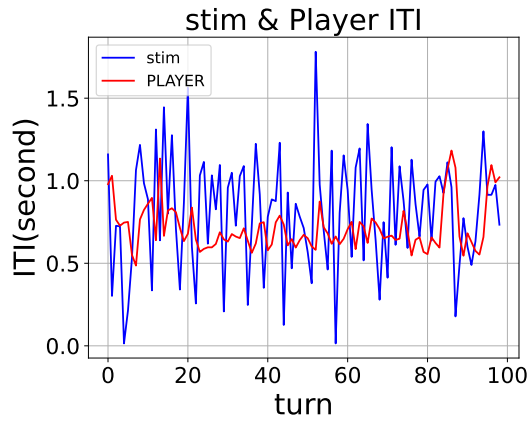


(d) 被験者 1 のベイズモデルの被験者の SEv-ITiv の相関図

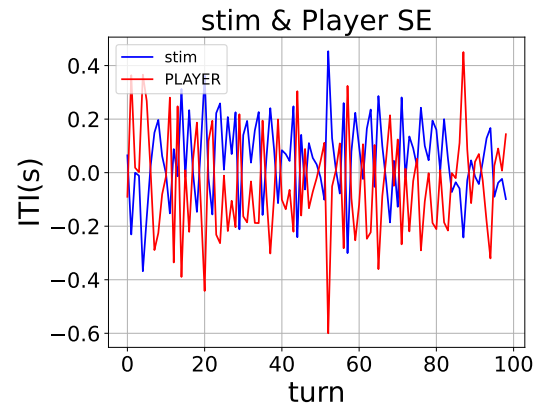


(e) 被験者 1 のベイズモデルのモデルの SE-ITiv の相関図

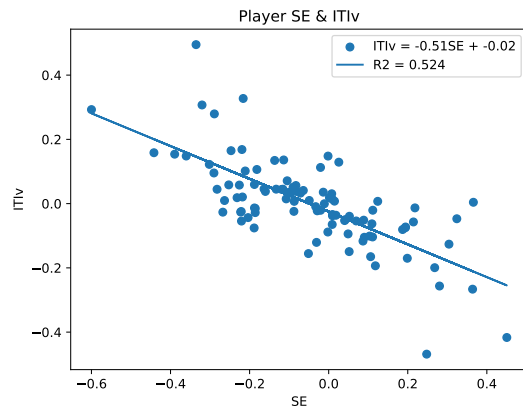
図4: 被験者 1 のベイズモデルの時間推移と相関図



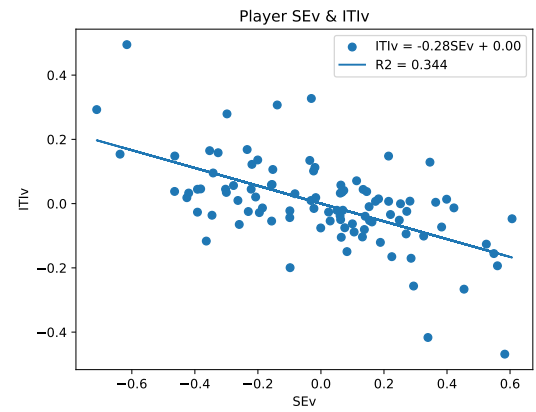
(a) 被験者 1 の BIB 推論モデルの ITI の時間推移



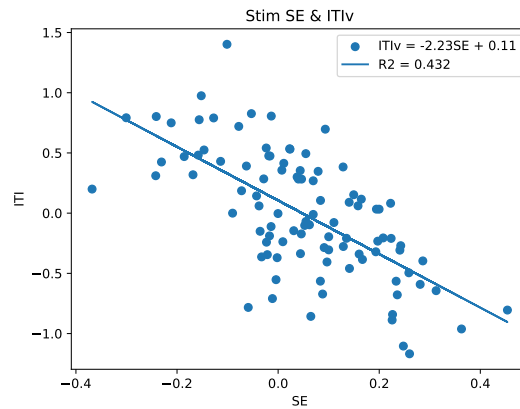
(b) 被験者 1 の BIB 推論モデルの SE の時間推移



(c) 被験者 1 の BIB 推論モデルの被験者の SE-ITiv の相関図

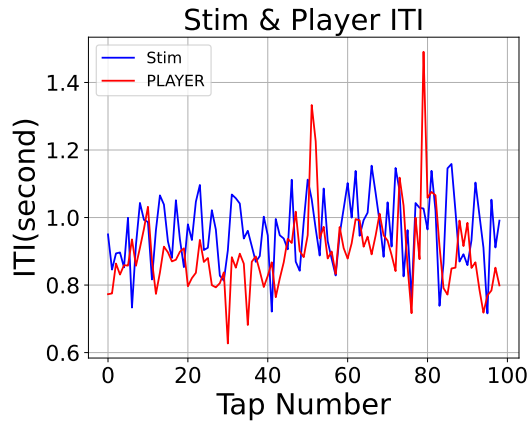


(d) 被験者 1 の BIB 推論モデルの被験者の SEv-ITiv の相関図

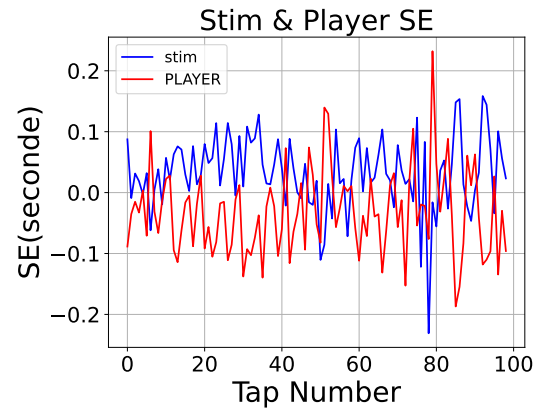


(e) 被験者 1 の BIB 推論モデルのモデルの SE-ITiv の相関図

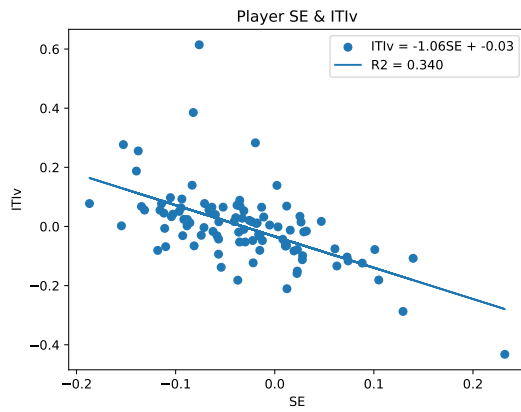
図5: 被験者 1 の BIB 推論モデルの時間推移と相関図



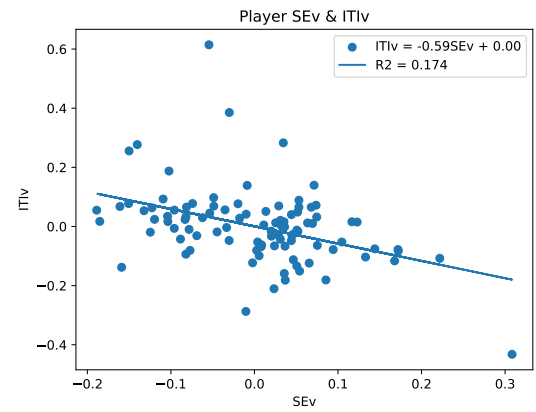
(a) 被験者 2 の SE 平均モデルの ITI の時間推移



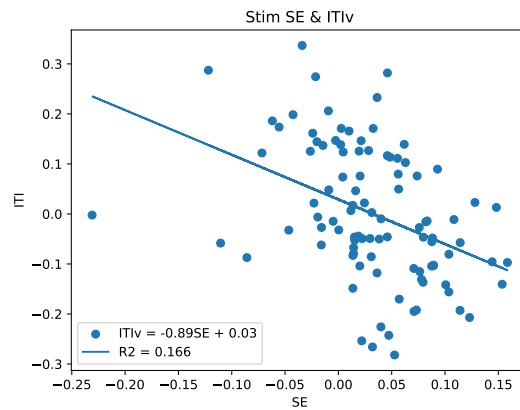
(b) 被験者 2 の SE 平均モデル SE の時間推移



(c) 被験者 2 の SE 平均モデルの被験者の SE-ITiv の相関図

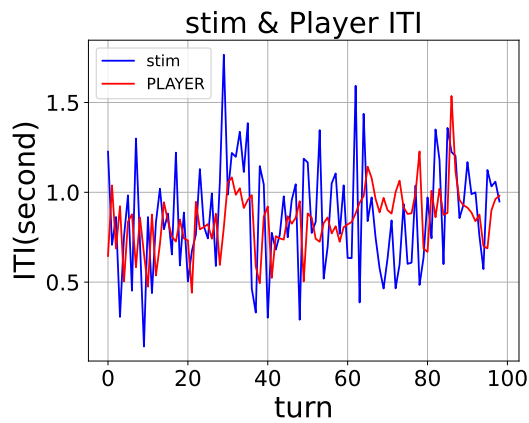


(d) 被験者 2 の SE 平均モデルの被験者の SEv-ITiv の相関図

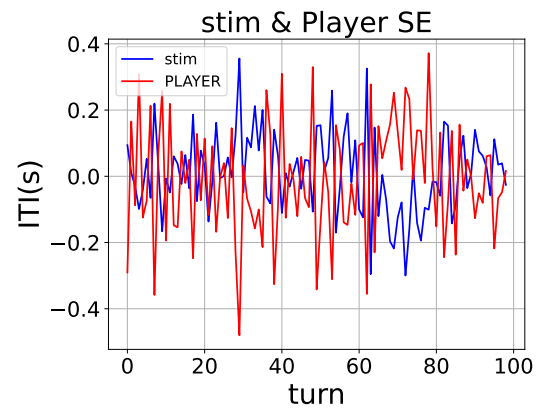


(e) 被験者 2 の SE 平均モデルのモデルの SE-ITiv の相関図

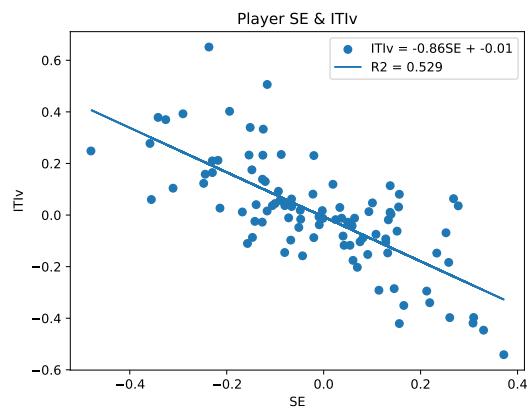
図6: 被験者 2 の SE 平均モデルの時間推移と相関図



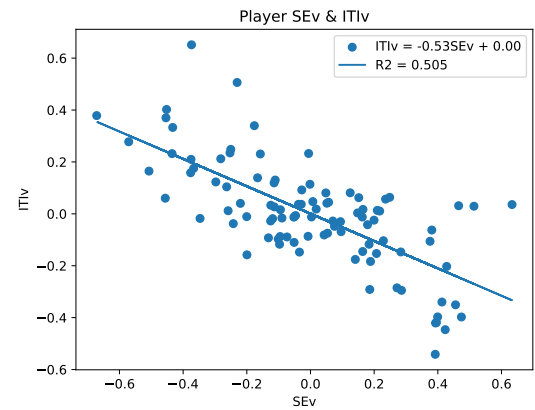
(a) 被験者 2 のベイズモデルの ITI の時間推移



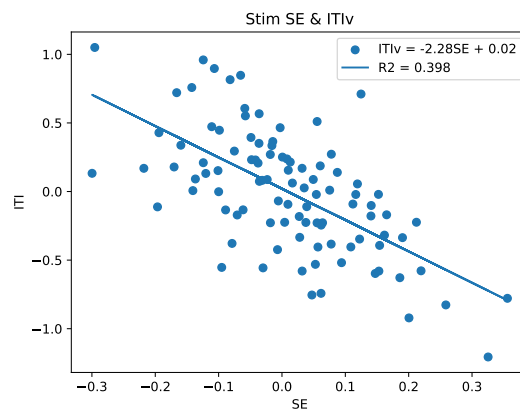
(b) 被験者 2 のベイズモデルの SE の時間推移



(c) 被験者 2 のベイズモデルの被験者の SE-ITI<sub>v</sub> の相関図

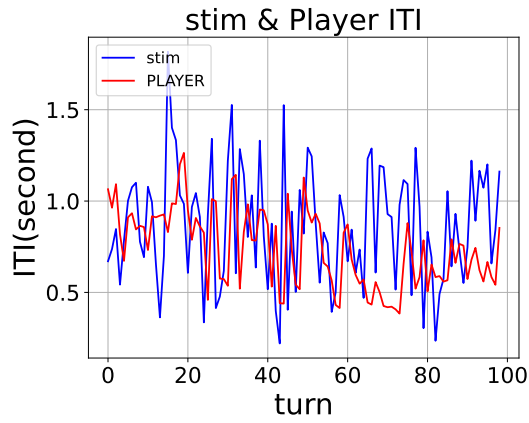


(d) 被験者 2 のベイズモデルの被験者の SE<sub>v</sub>-ITI<sub>v</sub> の相関図

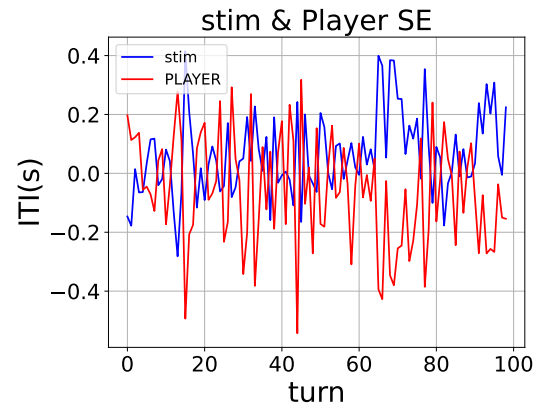


(e) 被験者 2 のベイズモデルのモデルの SE-ITI<sub>v</sub> の相関図

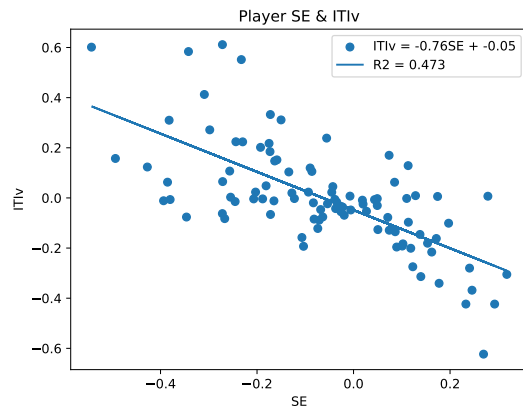
図7: 被験者 2 のベイズモデルの時間推移と相関図



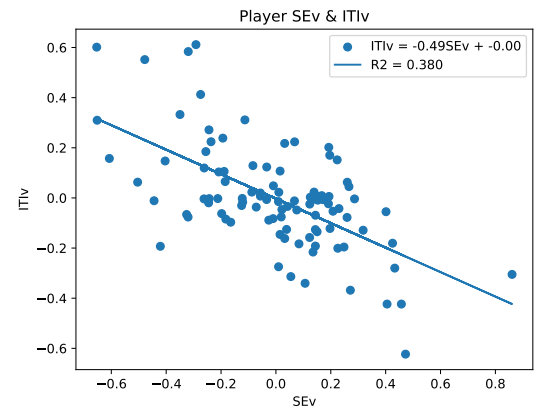
(a) 被験者 2 の BIB 推論モデルの ITI の時間推移



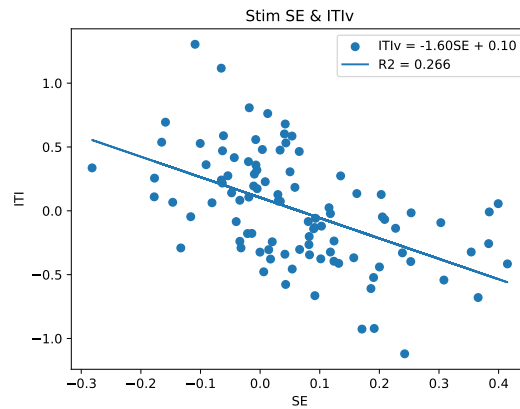
(b) 被験者 2 の BIB 推論モデルの SE の時間推移



(c) 被験者 2 の BIB 推論モデルの被験者の SE-ITiv の相関図



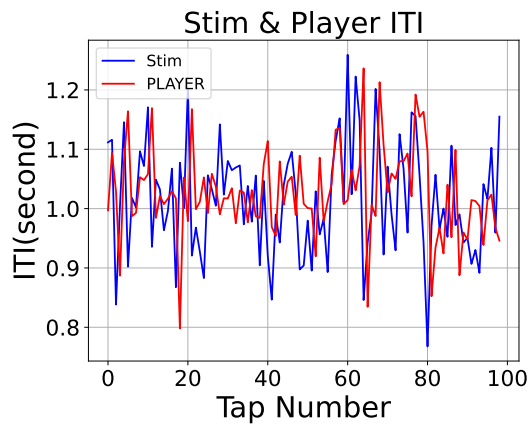
(d) 被験者 2 の BIB 推論モデルの被験者の SEv-ITiv の相関図



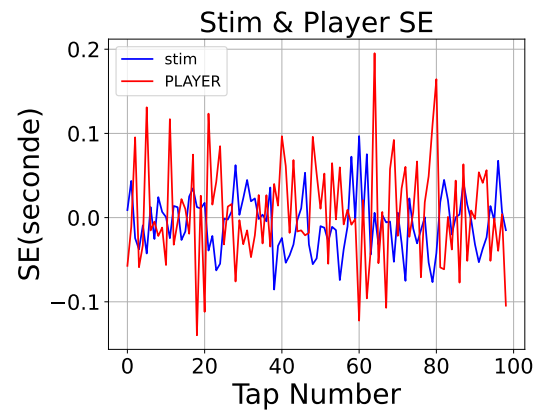
(e) 被験者 2 の BIB 推論モデルのモデルの SE-ITiv の相関図

図8: 被験者 2 の BIB 推論モデルの時間推移と相関図

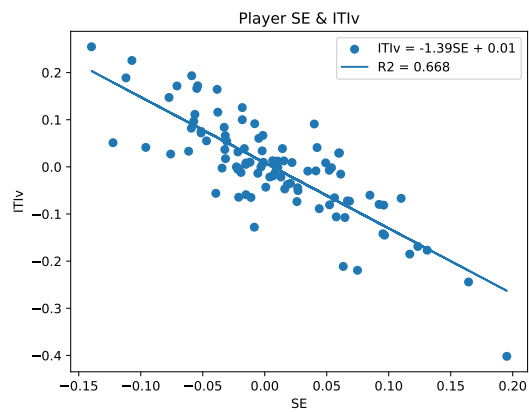




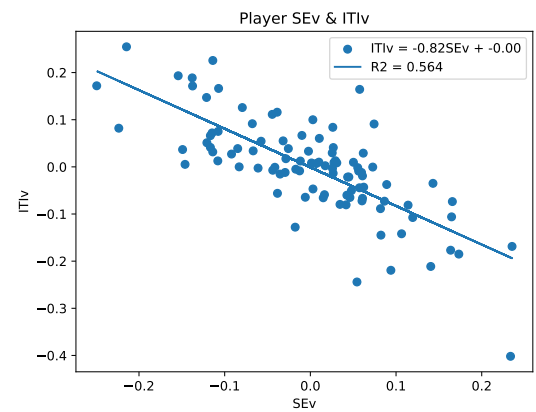
(a) 被験者 3 の SE 平均モデルの ITI の時間推移



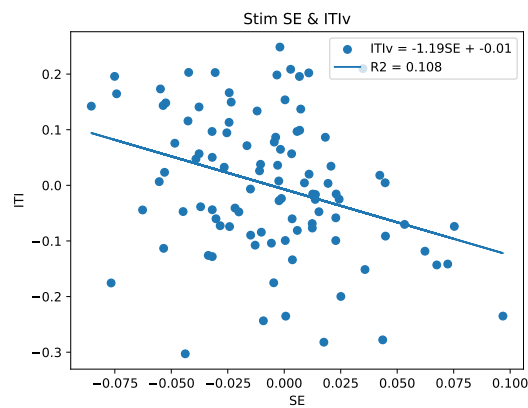
(b) 被験者 3 の SE 平均モデル SE の時間推移



(c) 被験者 3 の SE 平均モデルの被験者の SE-ITiv の相関図

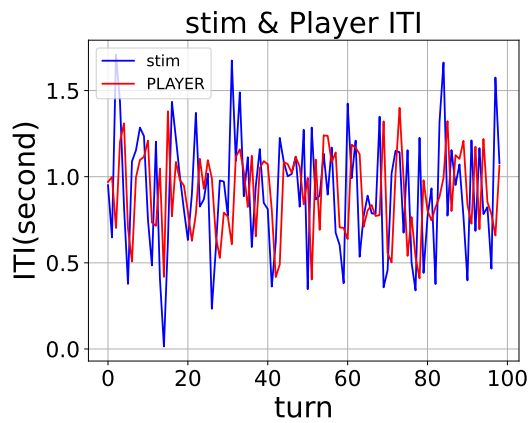


(d) 被験者 3 の SE 平均モデルの被験者の SEv-ITiv の相関図

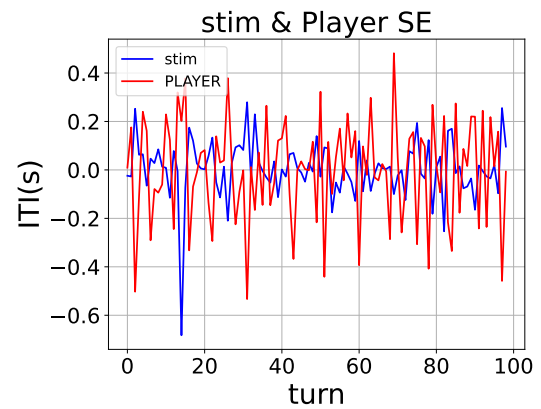


(e) 被験者 3 の SE 平均モデルのモデルの SE-ITiv の相関図

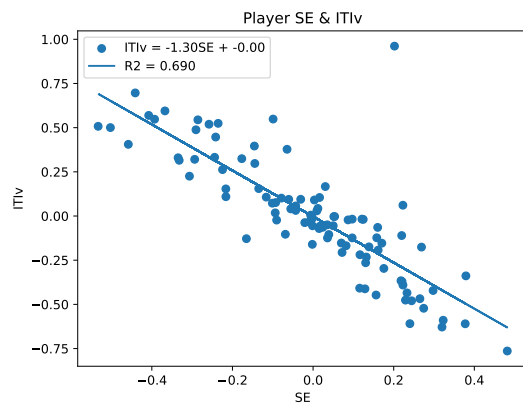
図9: 被験者 3 の SE 平均モデルの時間推移と相関図



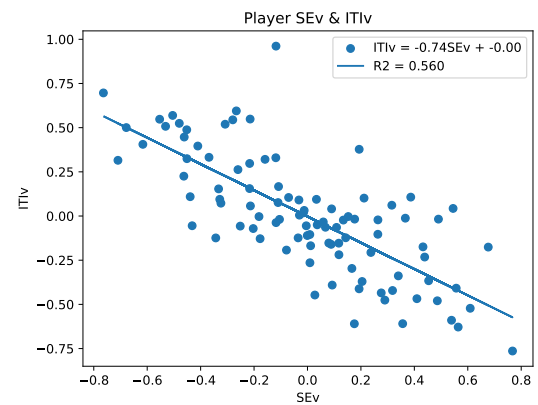
(a) 被験者 3 のベイズモデルの ITI の時間推移



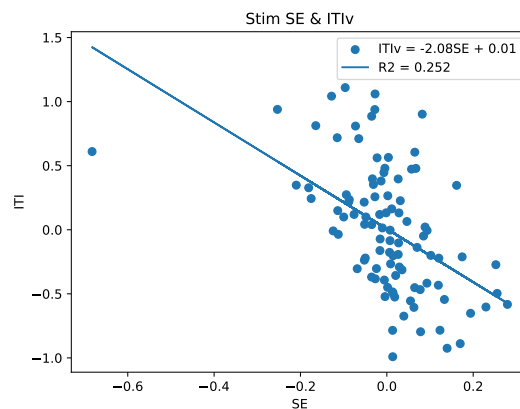
(b) 被験者 3 のベイズモデルの SE の時間推移



(c) 被験者 3 のベイズモデルの被験者の SE-ITiv の相関図

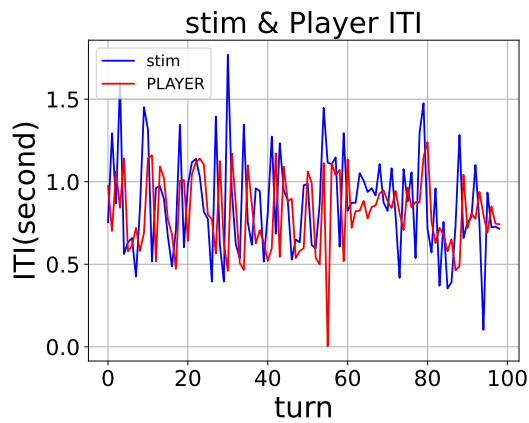


(d) 被験者 3 のベイズモデルの被験者の SEv-ITiv の相関図

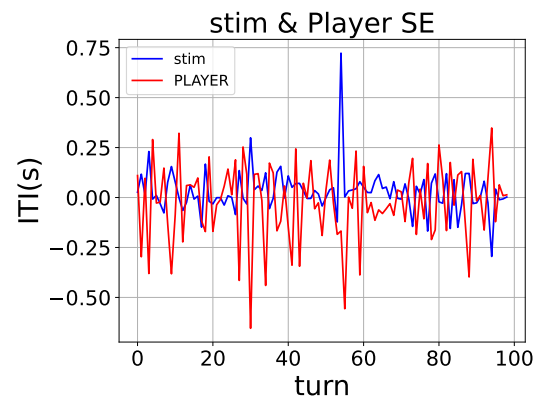


(e) 被験者 3 のベイズモデルのモデルの SE-ITiv の相関図

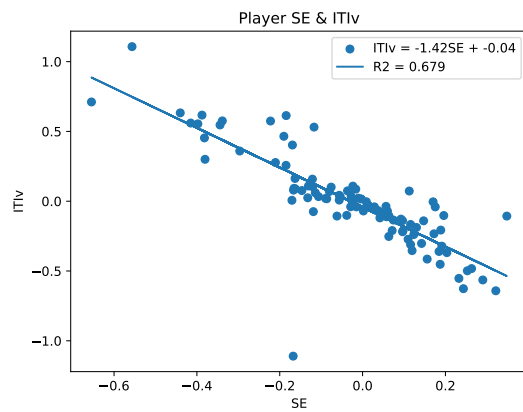
図10: 被験者 3 のベイズモデルの時間推移と相関図



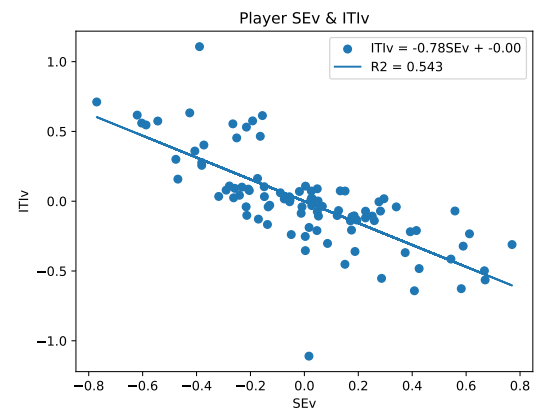
(a) 被験者 3 の BIB 推論モデルの ITI の時間推移



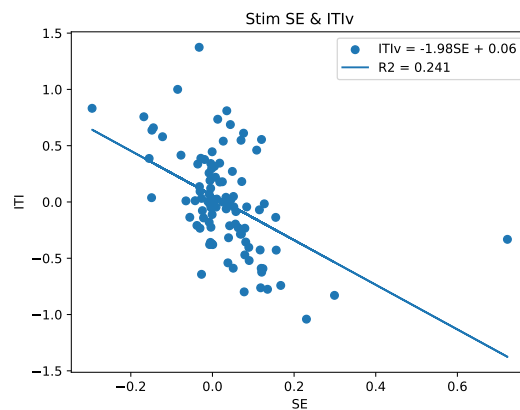
(b) 被験者 3 の BIB 推論モデルの SE の時間推移



(c) 被験者 3 の BIB 推論モデルの被験者の SE-ITiv の相関図

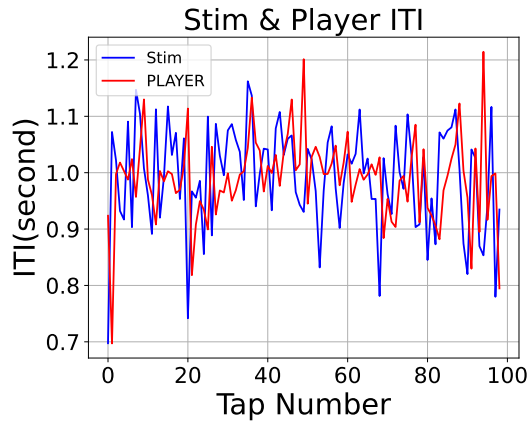


(d) 被験者 3 の BIB 推論モデルの被験者の SEv-ITiv の相関図

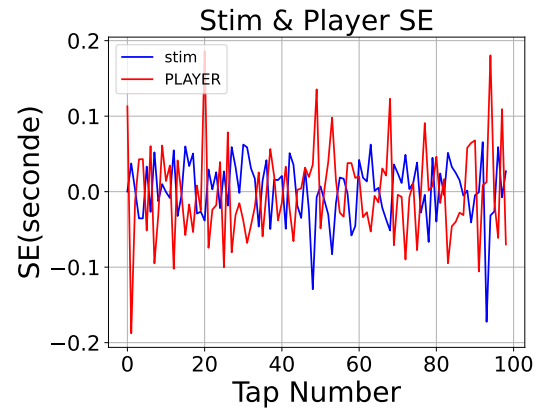


(e) 被験者 3 の BIB 推論モデルのモデルの SE-ITiv の相関図

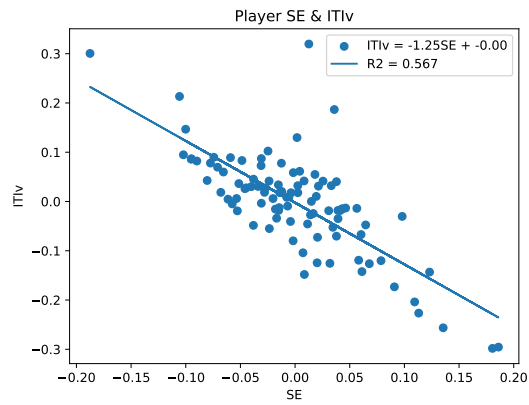
図11: 被験者 3 の BIB 推論モデルの時間推移と相関図



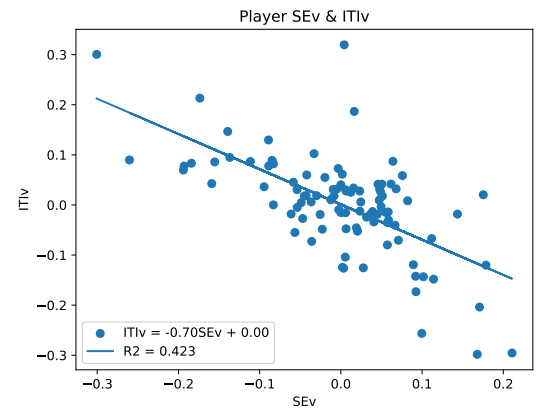
(a) 被験者 4 の SE 平均モデルの ITI の時間推移



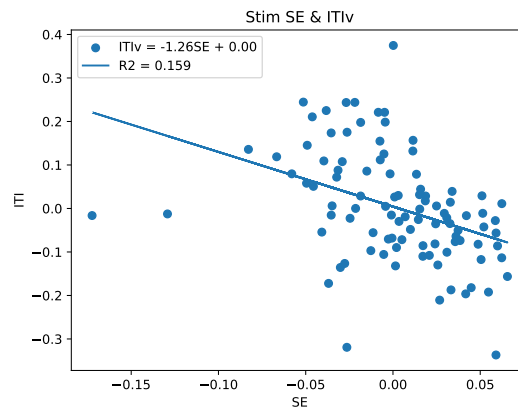
(b) 被験者 4 の SE 平均モデル SE の時間推移



(c) 被験者 4 の SE 平均モデルの被験者の SE-ITiv の相関図

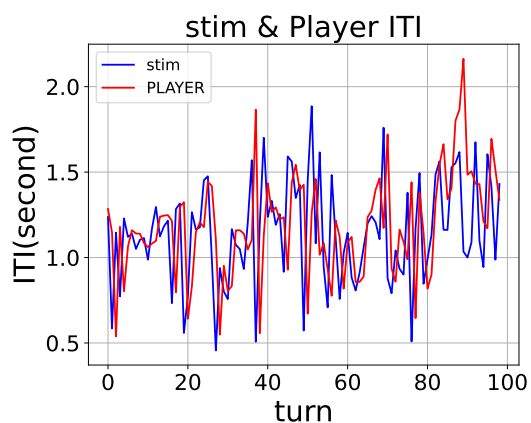


(d) 被験者 4 の SE 平均モデルの被験者の SEv-ITiv の相関図

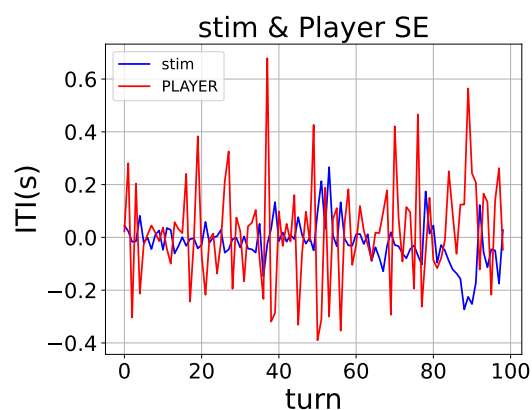


(e) 被験者 4 の SE 平均モデルのモデルの SE-ITiv の相関図

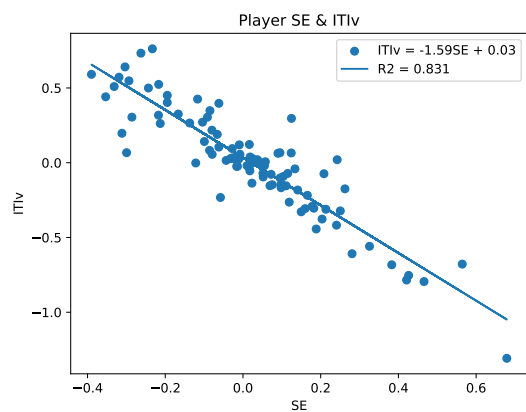
図12: 被験者 4 の SE 平均モデルの時間推移と相関図



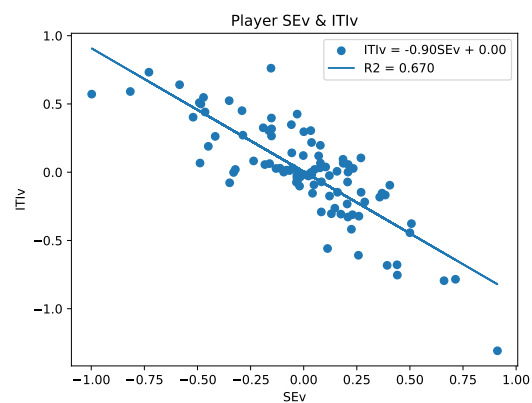
(a) 被験者 4 のベイズモデルの ITI の時間推移



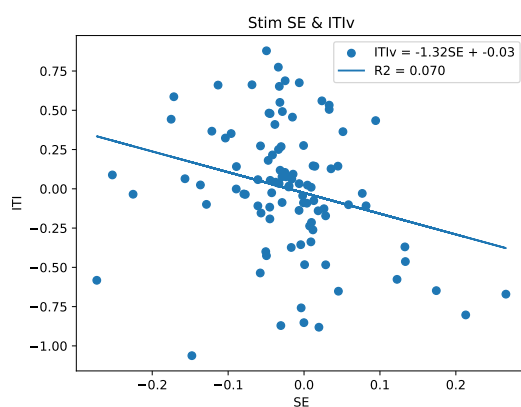
(b) 被験者 4 のベイズモデルの SE の時間推移



(c) 被験者 4 のベイズモデルの被験者の SE-ITI<sub>v</sub> の相関図

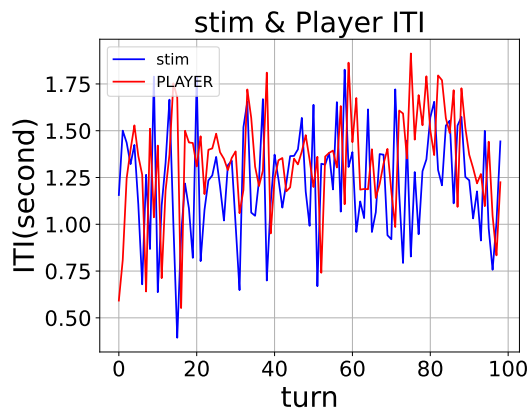


(d) 被験者 4 のベイズモデルの被験者の SE<sub>v</sub>-ITI<sub>v</sub> の相関図

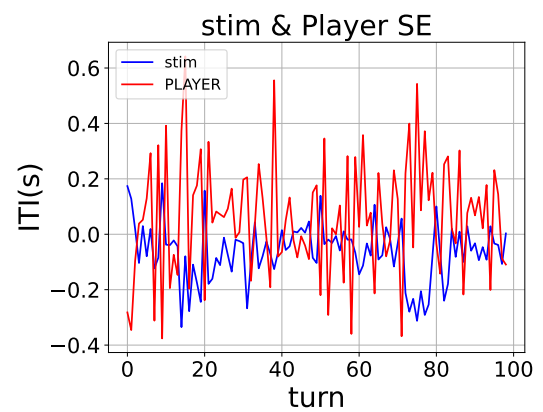


(e) 被験者 4 のベイズモデルのモデルの SE-ITI<sub>v</sub> の相関図

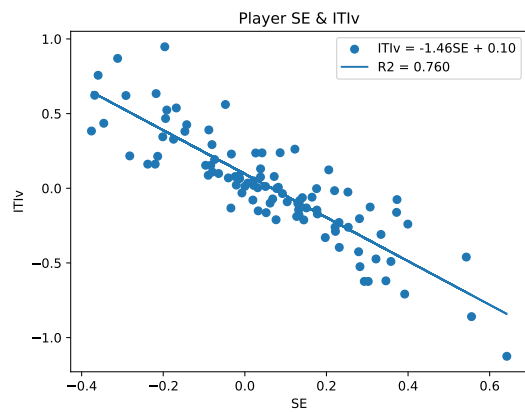
図13: 被験者 4 のベイズモデルの時間推移と相関図



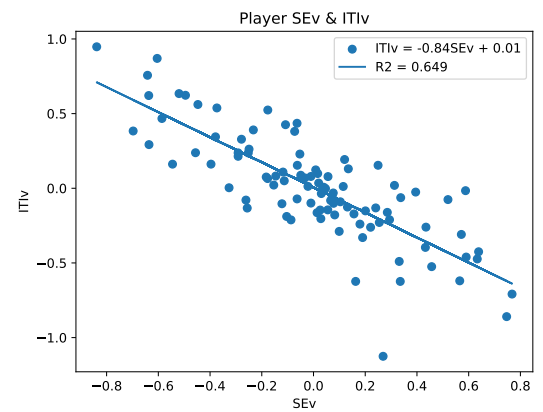
(a) 被験者 4 の BIB 推論モデルの ITI の時間推移



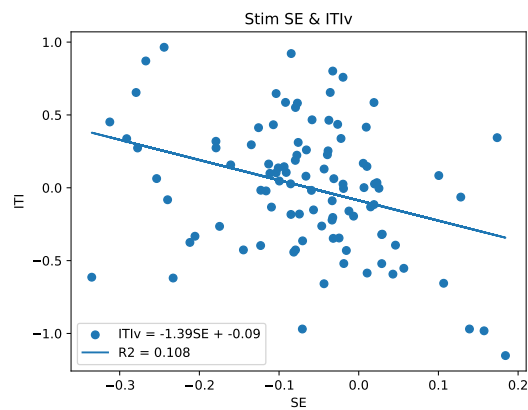
(b) 被験者 4 の BIB 推論モデルの SE の時間推移



(c) 被験者 4 の BIB 推論モデルの被験者の SE-ITiv の相関図

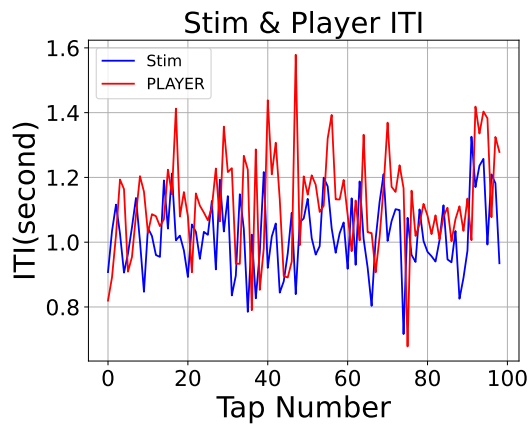


(d) 被験者 4 の BIB 推論モデルの被験者の SEv-ITiv の相関図

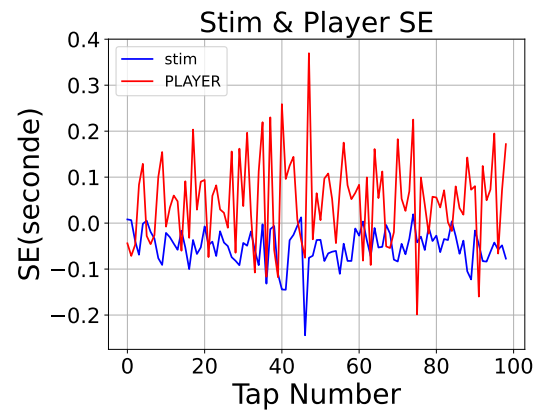


(e) 被験者 4 の BIB 推論モデルのモデルの SE-ITiv の相関図

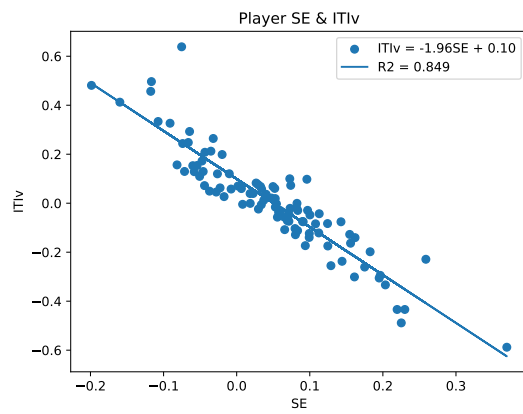
図14: 被験者 4 の BIB 推論モデルの時間推移と相関図



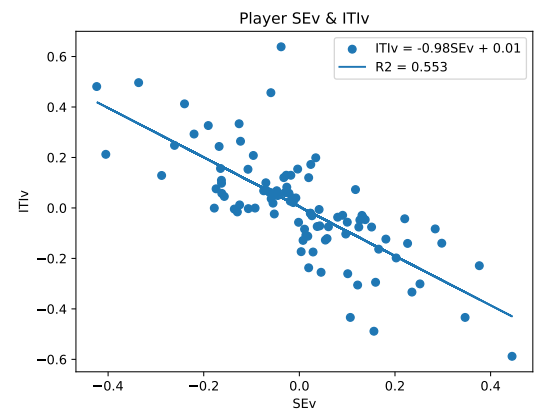
(a) 被験者 5 の SE 平均モデルの ITI の時間推移



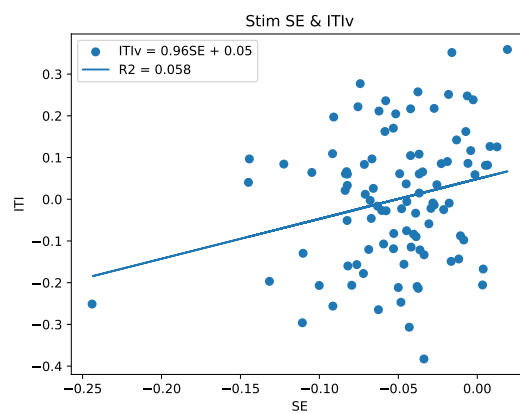
(b) 被験者 5 の SE 平均モデル SE の時間推移



(c) 被験者 5 の SE 平均モデルの被験者の SE-ITiv の相関図

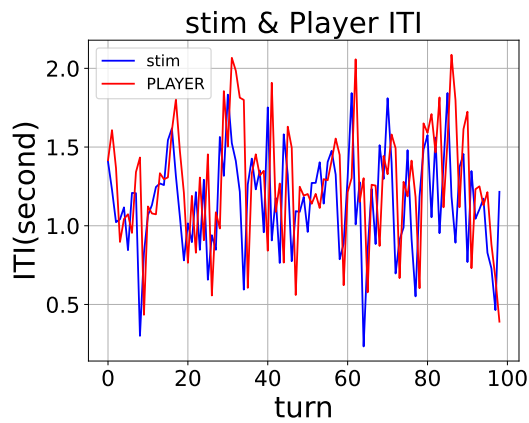


(d) 被験者 5 の SE 平均モデルの被験者の SEv-ITiv の相関図

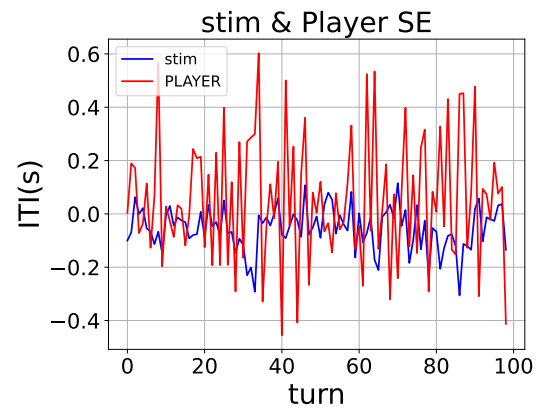


(e) 被験者 5 の SE 平均モデルのモデルの SE-ITiv の相関図

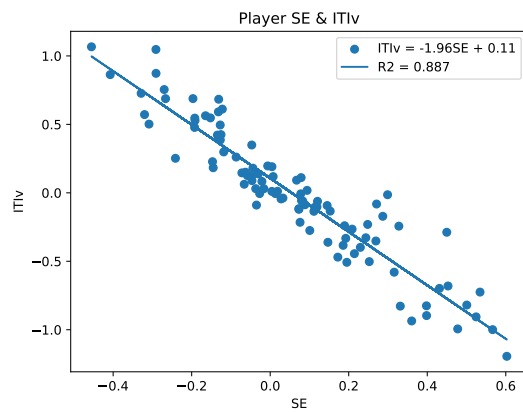
図15: 被験者 5 の SE 平均モデルの時間推移と相関図



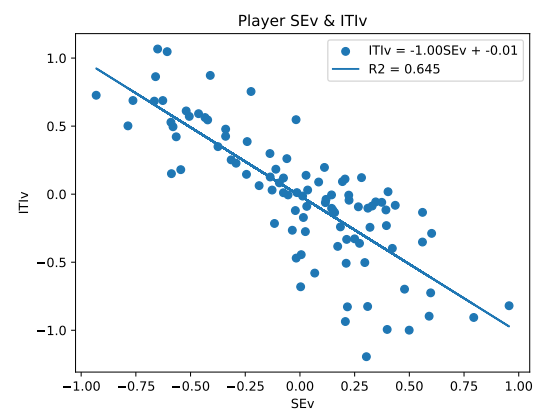
(a) 被験者 5 のベイズモデルの ITI の時間推移



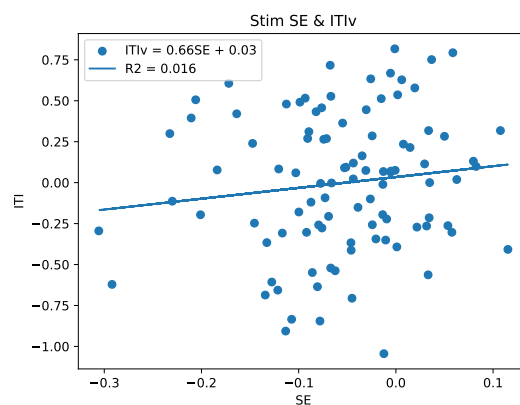
(b) 被験者 5 のベイズモデルの SE の時間推移



(c) 被験者 5 のベイズモデルの被験者の SE-ITiv の相関図



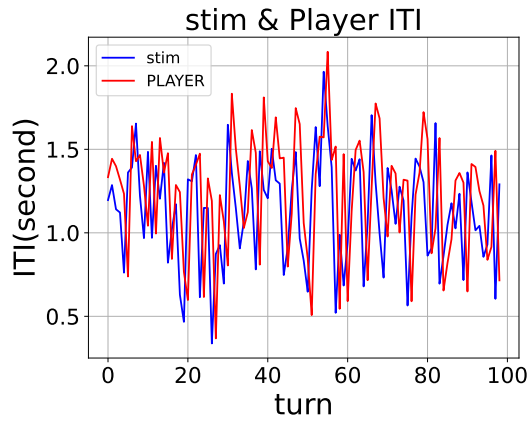
(d) 被験者 5 のベイズモデルの被験者の SEv-ITiv の相関図



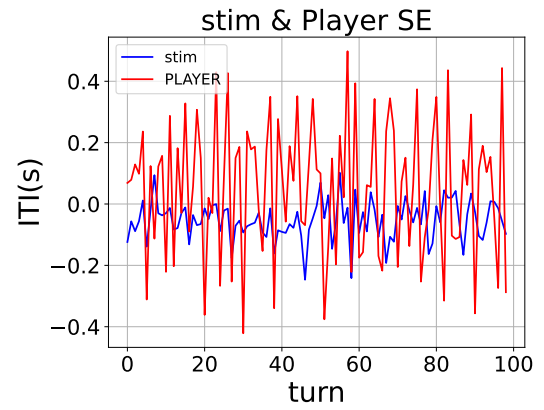
(e) 被験者 5 のベイズモデルのモデルの SE-ITiv の相関図

図16: 被験者 5 のベイズモデルの時間推移と相関図

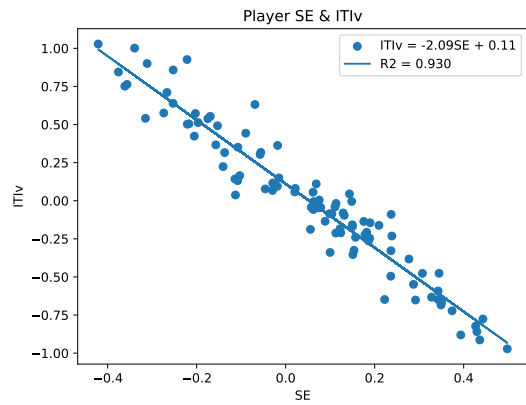




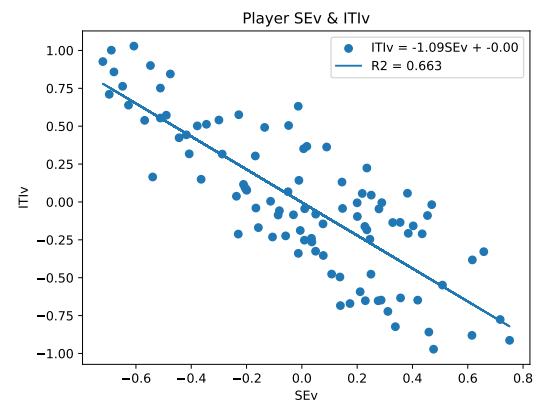
(a) 被験者 5 の BIB 推論モデルの ITI の時間推移



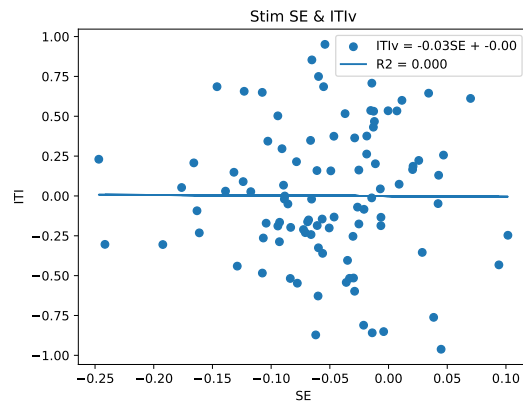
(b) 被験者 5 の BIB 推論モデルの SE の時間推移



(c) 被験者 5 の BIB 推論モデルの被験者の SE-ITiv の相関図

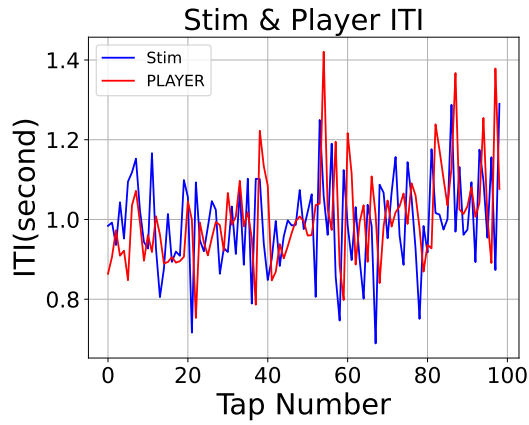


(d) 被験者 5 の BIB 推論モデルの被験者の SEv-ITiv の相関図

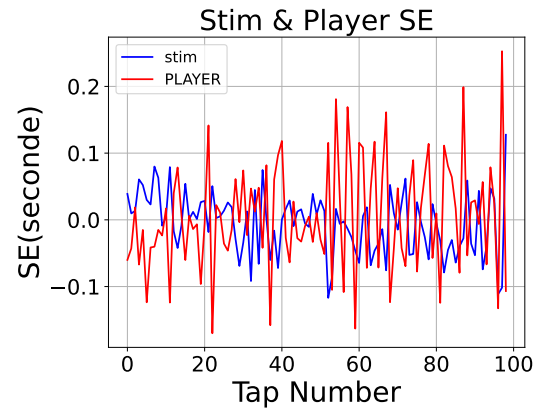


(e) 被験者 5 の BIB 推論モデルのモデルの SE-ITiv の相関図

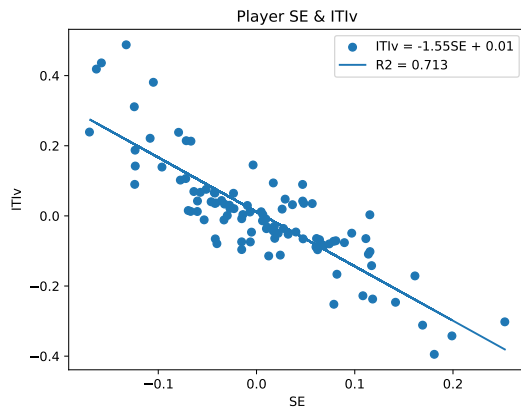
図17: 被験者 5 の BIB 推論モデルの時間推移と相関図



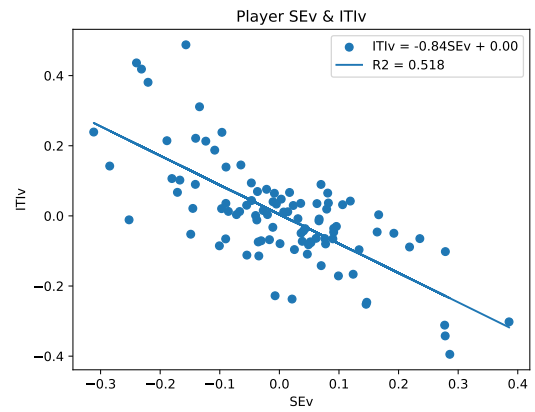
(a) 被験者 6 の SE 平均モデルの ITI の時間推移



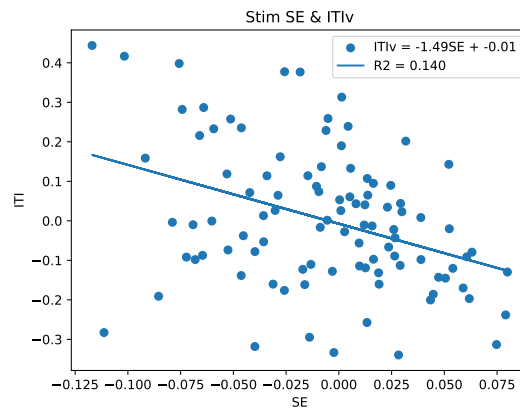
(b) 被験者 6 の SE 平均モデル SE の時間推移



(c) 被験者 6 の SE 平均モデルの被験者の SE-ITiv の相関図

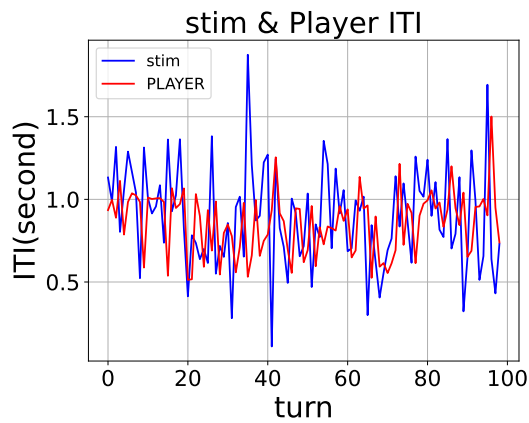


(d) 被験者 6 の SE 平均モデルの被験者の SEv-ITiv の相関図

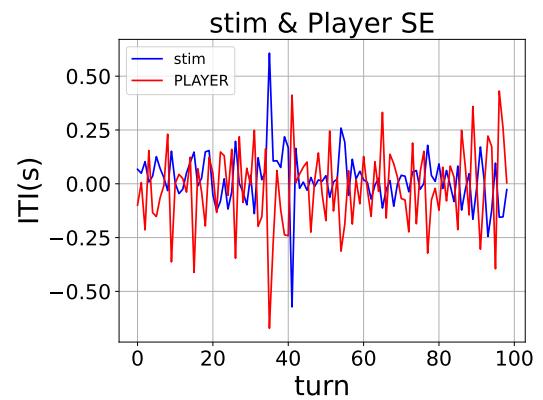


(e) 被験者 6 の SE 平均モデルのモデルの SE-ITiv の相関図

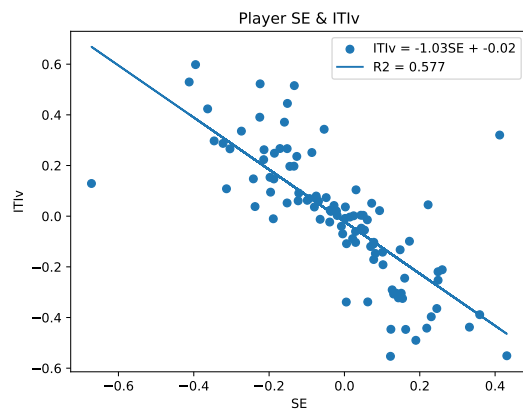
図18: 被験者 6 の SE 平均モデルの時間推移と相関図



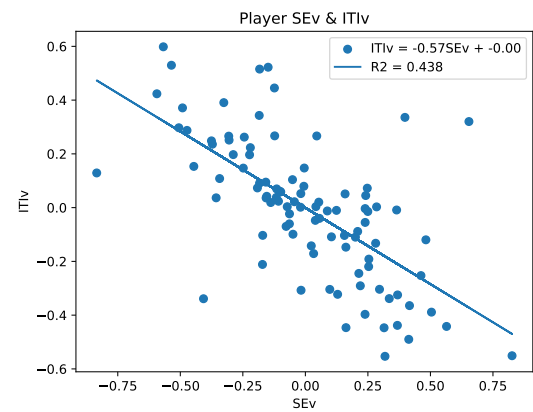
(a) 被験者 6 のベイズモデルの ITI の時間推移



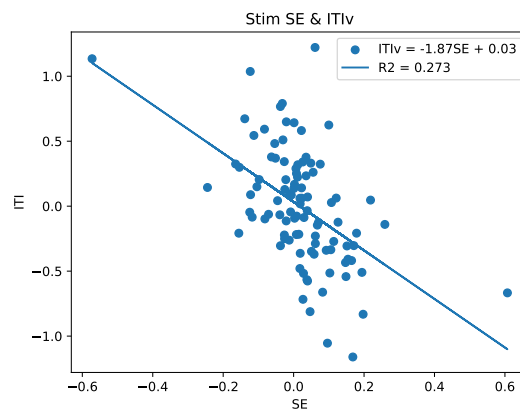
(b) 被験者 6 のベイズモデルの SE の時間推移



(c) 被験者 6 のベイズモデルの被験者の SE-ITI<sub>v</sub> の相関図

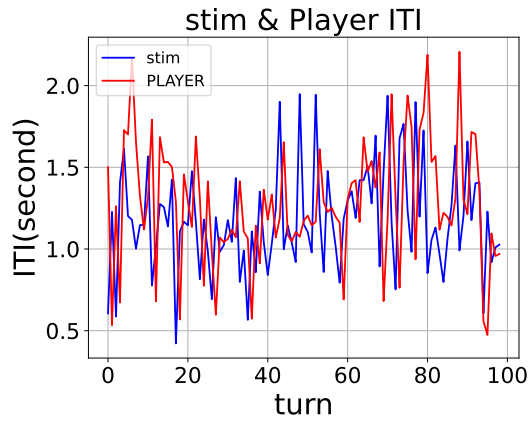


(d) 被験者 6 のベイズモデルの被験者の SE<sub>v</sub>-ITI<sub>v</sub> の相関図

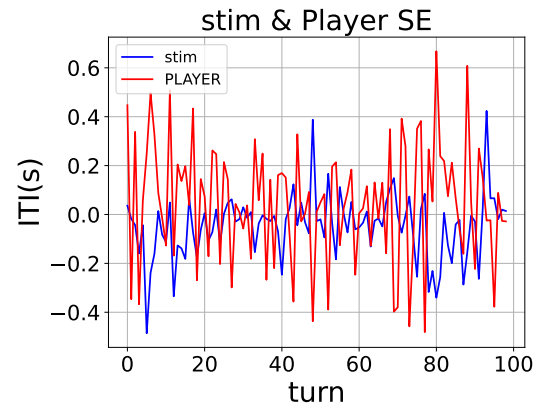


(e) 被験者 6 のベイズモデルのモデルの SE-ITI<sub>v</sub> の相関図

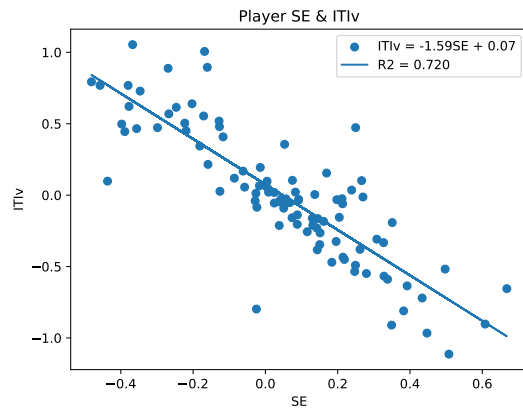
図19: 被験者 6 のベイズモデルの時間推移と相関図



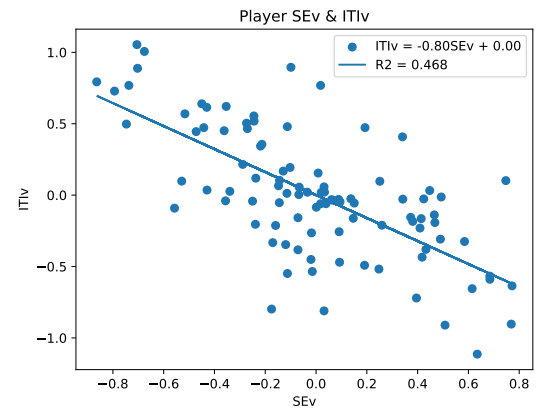
(a) 被験者 6 の BIB 推論モデルの ITI の時間推移



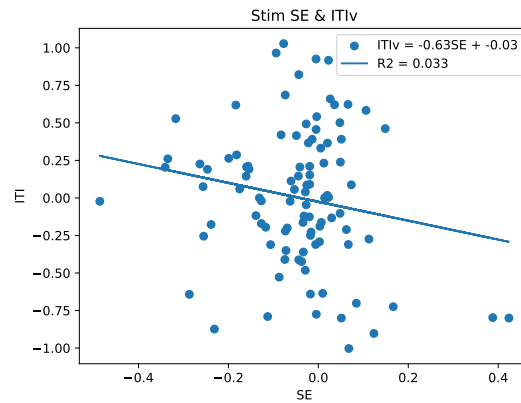
(b) 被験者 6 の BIB 推論モデルの SE の時間推移



(c) 被験者 6 の BIB 推論モデルの被験者の SE-ITiv の相関図



(d) 被験者 6 の BIB 推論モデルの被験者の SEv-ITiv の相関図



(e) 被験者 6 の BIB 推論モデルのモデルの SE-ITiv の相関図

図20: 被験者 6 の BIB 推論モデルの時間推移と相関図