



# VHI の数式モデルが予測する錯覚強度の交差検証

渡邊孝裕<sup>1)</sup>, 阿部航平<sup>1)</sup>, 小村啓<sup>1)</sup>, 大岡昌博<sup>1)</sup>

1) 名古屋大学 情報学研究科 (〒464-8601 名古屋市千種区不老町, ohka@i.nagoya-u.ac.jp)

**概要:** VR において意図した感覚を生成するには, 刺激と感覚生成の関係を表す数理モデルが重要である. 本研究では, 定式化された数理モデルの予測能力を定量的に評価するために, 交差検証法を用いた評価手法を新しく提案する. 本手法によれば, 従来の有意検定と異なり, 定式化された数理モデルが感覚を表現する能力を定量的に評価することが可能となる. 本手法の妥当性を検証するために, 別途実施された実験で得られた実験データに本手法を適用した. ここで活用した実験とは, VHI の強度を被験者が主観的な数値による報告で評価したものである. その結果, 感覚値の変動可能範囲, およびモデルが予測する感覚値の正確さを数値で示すことに成功した.

**キーワード:** 錯覚強度, VHI, 交差検証法, Haptic デバイス

## 1. 諸 言

人間が五感で得た感覚を外部から評価する試みは, 古くは心理物理学でなされ, 昨今では VR の分野で盛んに行われている. VR においては, 触覚を呈示する Haptic デバイスの開発が近年特に盛んであるため, 呈示される触覚の評価法の最適化が求められている.

視覚・聴覚と比べて, Haptic デバイスでは再現したい刺激を生成することが難しい. 触感を表現するためには, 触覚と深部感覚両方に色々な種類の刺激を同時に与える必要があるが, 実際にはその中のいくつかしか与えることが出来ないため, それらと触感を関連付ける関係式(モデル)が必要になる. しかし, 実験結果の解析でよく用いられる有意検定では, 仮定したモデルがどの程度信頼できるかについてはわからない.

そこで本研究では, 定式化された数理モデルの予測能力を定量的に評価するために, 交差検証法を用いた評価手法を新しく提案する. 提案手法の妥当性を検討するために, 当研究室で別途実施された VHI(ベルベットハンドイリュージョン)に対する実験を題材として提案手法をその実験結果に適用する. 得られた結果から, 複数のモデルが候補として明示的に提示される場合に, 予測性能という指標に基づいてどのモデルが最良かを選ぶ方法について述べる.

## 2. モデルの評価指標

実験により得られたデータの集合を  $T$  とする. データ点の入力を  $X$ , 目標変数を  $Y$  とし, それらの同時分布を  $F$  とする. データよりモデル  $\hat{f}$  を決定するとき, その予測値を  $\hat{Y} = \hat{f}(X)$  と定義する. 次に, 予測値と真の値の乖離度合いを測るため, 損失関数を定義する. 損失関数は, 真の値と予測値の関数なので,  $L(Y, \hat{Y})$  とかける.

## 2.1 モデルの予測能力の数式化

予測の良さは  $L(Y, \hat{Y})$  で測る. しかし, データ点は母集団からのサンプルとみなせるので,  $L(Y, \hat{Y})$  は母集団に対して平均を取らなければならない. よって,

$$Err_T = E_F[L(Y, \hat{Y})|T] \quad (1)$$

を得ることが目的となる. これの推定値として, サンプル点それぞれに対し損失関数を平均することが考える. すなわち,

$$\overline{err} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N L(y_i, \hat{y}_i) \quad (2)$$

が推定値として考えられる. しかし, これでは楽観的に推定してしまうことが知られている[1]. その原因は, モデルを決定したデータでモデルを評価しているからである. この問題の解決法として, 次の交差検証法を用いる.

## 2.2 交差検証法

交差検証法では, 式(1)に対して  $T$  で平均を取った,

$$Err = E_T E_F[L(Y, \hat{Y})|T] \quad (3)$$

を推定する[1]. モデルを決定するデータと評価するデータを分離するため, データ全体を  $K$  分割する. すなわち,  $N$  個のデータをランダムに  $K$  個の箱に対応付ける関数  $\kappa: \{1, \dots, N\} \rightarrow \{1, \dots, K\}$  を定義する. 交差検証法では,

$$CV(\hat{f}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N L(y_i, \hat{f}^{-\kappa(i)}(x_i)) \quad (4)$$

を計算して, モデル  $\hat{f}$  の信頼性を評価する. なお,  $\hat{f}^{-\kappa(i)}$  とは  $\kappa(i)$  番目の箱に属するデータを取り除いたデータを用いて決定したモデルである.

## 3. データ解析例

本節では, 本評価法の妥当性を検証するために, 当研究

室で別途実施されて得た実験データに対して、本評価法を適用して解析した結果を例示する。

### 3.1 実施した実験

VHIは触覚に生じる錯覚現象の一つであって、張られた二本のワイヤーを手で挟みワイヤーを動かすと、ワイヤーの間にベルベットのような感覚を得る現象である。図1に示す実験装置では、二本のワイヤーを独立に往復運動させることができる。二本のワイヤーの往復運動の間の位相差を制御して、被験者はVHI感の強度を主観で評価した。測定値は、ベルベット生地の刺激強度を7として主観的な報告を0~7の間隔尺度に割り付けたものとした[2]。実験条件は10種類の位相差刺激(0, 20, 40, 60, 80, 100, 120, 140, 160, 180[°])とした。

### 3.2 解析結果

本実験により得られたデータを図2に示す。図2の散布図では、データ点の重なりを防ぐためランダムに少し移動させている。この例題では、まずモデルを一次式と仮定した。まず、モデルに含まれる係数を最小二乗法によって決定した。次に、交差検証法のために、分割数を5、損失関数を平均絶対誤差(MAE)として計算した。計算の結果得られた各分割でのMAEを表1に示す。

表1より、各分割に対するMAEを平均するとCV値が計算できる。図2のデータに対して上記の方法で構築したモデルを実線で、CV値を誤差として破線で示す。

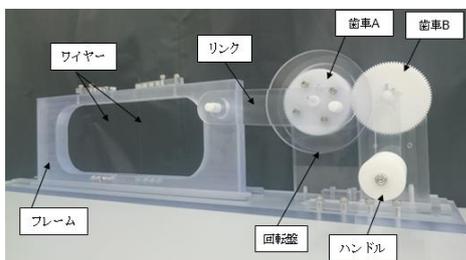


図1：位相差VHI呈示装置

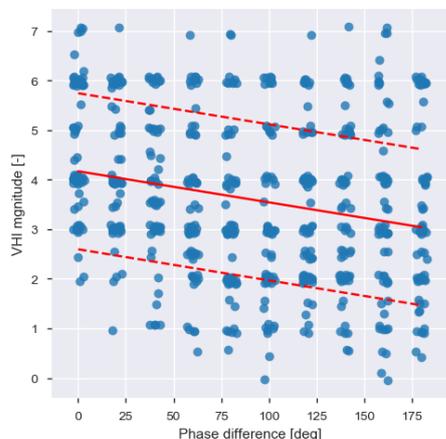


図2：位相差とVHIの強度の散布図；重なって見づらくなるのを防ぐため、プロット点をランダムに少し移動

させている。実線と破線はそれぞれ最小二乗法により推定した一次式のモデルとCV値だけ離れた線を表す。

表1：交差検証法におけるMAE

No.	1	2	3	4	5	Mean
MAE	1.22	1.24	1.35	1.27	1.53	1.33

### 3.3 考察

前節では、得られたデータを表すモデルとして一次式を仮定して、最小二乗法により一次式でモデルの係数を決定する。図2を見ると、このモデルで与えた刺激により生じるVHI感を予測したときの予測性能を評価できる。すなわち、まず、このモデルの出力値が3~4の範囲であるために、0~180°の位相差刺激が与えられた場合にVHI感が3~4の範囲で予測できるといえる。また、CV値が1.3であることから、得られた予測は平均的に約±1.3ずれるということも言える。このように、本手法に従えば、感覚値を予測できる範囲とその確からしさが評価できる。

触覚研究において、Hapticデバイス機器の開発や、触覚の心理生理学の体系的な理解のためには、有意差検定のみではなく、データからどのようなモデルを考えるかが重要である。正しいモデルを構成できれば、有用な法則の発見も期待できる。

## 4. 結言と今後の課題

本論文では、触覚を表す数理モデルの予測能力を評価するための新しい手法を提案した。別途実施したVHIの実験データを例にとり、そのデータから数理モデルを作成し、数理モデルの予測性能を定量的に評価することが可能となった。しかし、いくつかの課題点も考えられる。

本研究では、モデルの評価指標とその定量化について考察した。しかし、提案した方法と他のアプローチとの比較が十分でない。例えば、予測値に基づくモデル構築のアプローチとしてガウス過程回帰[3]が候補に挙げられる。今後、この方法も比較評価する必要がある。

また、測定値の予測性能が高くても、測定値自体の意味が明確でないと、予測も意味を成さない。したがって、今後生理的メカニズムを解明して測定値に対して意味付けする必要がある。

### 参考文献

- [1] Trevor Hastie et al., The Elements of Statistical Learning, Springer, (2001), pp.228-230, and 254-257
- [2] George A. Gescheider, Psychophysics: The Fundamentals, Lawrence Erlbaum Associates, Inc., (1997)
- [3] Carl Edward Rasmussen, and Christopher K. I. Williams, Gaussian Processes for Machine Learning, The MIT Press, (2006)