

脳磁界計測を用いたエアコン音の聴感印象推定の試み ー比較判断を用いた印象予測モデルの学習ー*

☆矢野 肇 (神戸大/産総研), 滝口哲也, 有木康雄 (神戸大),
神谷 勝 ((株)デンソー), 中川誠司 (千葉大/産総研)

1 はじめに

新たな音の印象評価の手法として, 脳活動計測に基づく印象評価の方法が提案されている [1-3]. これらの手法は, 従来の質問紙法などの心理的手法に比べて, 心理的バイアスの影響の低減や意識下の印象評価の可能性といったメリットを有している.

我々はこれまで, エアコン音の聴取によって惹起される印象の評価に取り組んできた. エアコン音に時間変動を与えた場合の“涼しさ”, “好ましさ”の印象と自発律動の時間的安定性, およびエアコン音聴取に伴う事象関連同期/脱同期を調査し, 印象と脳活動との間にいくつかの相関を見出した [4,5]. これらの知見は, 脳活動指標を用いた印象評価の可能性を示唆するものであるものの, 得られた印象と脳活動との間の相関は大きくなく, 現状ではこれらの指標による印象評価は困難であると言わざるをえない.

その一方で, 回帰モデルを用いたエアコン音の印象評価指標の構築, および印象と関連のある脳活動の抽出にも取り組んできた [6,7]. 前稿 [7] では, エアコン音聴取時の脳磁界の時間一周波数特徴から, 非負値テンソル分解 (Non-negative Tensor Factorization: NTF) によって, 時間一周波数特徴の持つ多次元の構造を考慮した低次元の特徴量を抽出した. また, この特徴量と一対比較法によって得られた印象の尺度値と対応づける回帰モデルを学習し, モデルの評価を行った. NTFによって得られた基底行列を確認することによって, 印象と関連する脳活動の抽出が期待されたものの, 印象と関連の高い特定の脳活動成分を見いだすには至らなかった. また, 一対比較判断の予測の正解率は 50%程度に過ぎなかった. 脳活動指標を用いた印象評価指標の構築には未だ多くの課題が残されている.

本稿では, エアコン音評価のための実用的な脳活動指標の構築を目的として, 印象予測モデルの改善を試みた. 刺激対として呈示された 2 つのエアコン音に対する優劣の判断を印象予測モデルの学習時に考慮することによって, 印象の予測の精度を改善できると考えられる. 前稿と同様の方法で抽出された特徴量と“涼しさ”および“好ましさ”に関する比較判断

を用いて, 比較判断を考慮したサポートベクターマシン (Support Vector Machine: SVM) に基づく印象予測モデルを学習し, その予測精度の評価を行った.

2 脳磁界計測実験

2.1 刺激音

乗用車内の運転者の着座位置 (ヘッドレスト付近) で計測されたエアコン音を基に, 線形予測符号化 (Linear Predictive Coding: LPC) によってスペクトル包絡を抽出することでモデル化されたエアコン音 [8] を用いて刺激音を作成した. このモデル音に対し, 時間変動として正弦波による振幅変調を施し, 変調周波数を変化させて 7 種類の刺激音 (0 (変調なし), 0.2, 0.4, 0.6, 0.8, 1.6, 3.2 Hz) を作成した. なお, 刺激音の持続時間は 5 s, 変調度は 0.15 に固定し, 刺激音圧は被験者毎に, 変調周波数 0 Hz (変調なし) の刺激音が“はっきりと聞こえ, なおかつちょうど良いと感じる”大きさに設定した.

2.2 方法

実験参加の同意を得た聴覚健全者 8 名 (男性 6 名, 女性 2 名, 21-24 歳) を被験者とし, 刺激音聴取時の脳磁界を計測した. 刺激音は, 予め被験者ごとに 7 つの刺激音に対する“涼しさ”および“好ましさ”の尺度値を一対比較法によって調査し, 各印象の尺度値が最大, 最小となる刺激音を含む計 4 つの刺激音を選択した. 被験者に 4 つの刺激のうち 2 つずつを連続的に呈示し“涼しさ”, “好ましさ”の各基準における優劣を評価させた. なお, 脳磁界計測は磁気シールドルーム内で 122ch 全頭型脳磁界計測システム (Neuromag-122™) を用いて行った.

3 特徴量抽出

3.1 時間-周波数特徴

各チャンネルにおける刺激呈示後 0-5000 ms の raw data に対し, 連続ウェーブレット変換を用いて時間一周波数特徴を抽出した. 時間信号を $x(t)$ とすると, 連

* Learning of the predictive model for evaluation of auditory impressions induced by the HVAC sound using a paired-comparative judgment. by YANO, Hajime (Kobe Univ./AIST), TAKIGUCHI, Tetsuya, ARIKI, Yasuo (Kobe Univ.), KAMIYA, Masaru (DENSO Corp.), NAKAGAWA, Seiji (Chiba Univ./AIST).

続ウェーブレット変換は以下のように表される。

$$C(a, b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{\infty} x(t) \psi^* \left(-\frac{b-t}{a} \right) dt \quad (1)$$

$$\psi(t) = \pi^{-\frac{1}{4}} e^{j\omega_0 t} e^{-\frac{t^2}{2}} \quad (2)$$

a は解析する周波数, b は解析する時刻に対応するパラメータである。 $\psi(t)$ はウェーブレット関数で本稿では複素モルレーウェーブレットを用いた。本稿では、刺激呈示後 0–5000 ms の区間を 20 ms 毎, 4–100 Hz の区間を 1 Hz 毎にウェーブレット係数を計算した。

3.2 非負値テンソル分解

1 回の刺激呈示に対応する多チャンネルの raw data から得た時間一周波数特徴量は周波数, 時間, チャンネルの 3 つの次元を持つ 3 階のテンソル (3 次元配列) で表現される。すなわち, 被験者 1 人あたりの時間一周波数特徴量は, 試行数の次元を加えた 4 階のテンソルで表現される。本稿でも, 前稿 [7] と同様に非負値テンソル分解 (Non-negative Tensor Factorization: NTF) [9–10] を用いて, 時間一周波数特徴量から多次元な構造を考慮した低次元の特徴量を抽出した。

周波数, 時間, チャンネル, 試行数の次元を持つ 4 階のテンソル, $\underline{\mathbf{X}} = \{x_{i,j,k,l}\} \in \mathbb{R}_+^{I \times J \times K \times L}$, に対する NTF は以下の式で表される。

$$\underline{\mathbf{X}} \approx \sum_{r=1}^R \mathbf{a}_r \circ \mathbf{b}_r \circ \mathbf{c}_r \circ \mathbf{t}_r \quad (3)$$

ここで, $\mathbf{A} = \{a_{i,r}\} = [\mathbf{a}_1 \dots \mathbf{a}_R] \in \mathbb{R}_+^{I \times R}$, $\mathbf{B} = \{b_{j,r}\} = [\mathbf{b}_1 \dots \mathbf{b}_R] \in \mathbb{R}_+^{J \times R}$, $\mathbf{C} = \{c_{k,r}\} = [\mathbf{c}_1 \dots \mathbf{c}_R] \in \mathbb{R}_+^{K \times R}$, $\mathbf{T} = \{t_{l,r}\} = [\mathbf{t}_1 \dots \mathbf{t}_R] \in \mathbb{R}_+^{L \times R}$ であり, それぞれ非負の要素を持つ周波数, 時間, チャンネル, 試行に関する基底行列である。また, “ \circ ” はベクトルの直積を表す。テンソル $\underline{\mathbf{X}}$ の各要素は次のように表される。

$$x_{i,j,k,l} \approx \sum_{r=1}^R a_{i,r} b_{j,r} c_{k,r} t_{l,r} \quad (4)$$

基底行列 \mathbf{A} , \mathbf{B} , \mathbf{C} , \mathbf{T} は, 式 (3) の左辺と右辺の差の Frobenius ノルムを最小化することによって求めた。なお, 基底行列のスケールの任意性から, \mathbf{A} , \mathbf{B} , \mathbf{C} の各列ベクトルの L2 ノルムが 1 になるように正規化した。

式 (3) に示した NTF は, テンソル $\underline{\mathbf{X}}$ を R 個の周波数, 時間, チャンネルの次元を持つ 3 階のランク 1 テンソル $\mathbf{a}_r \circ \mathbf{b}_r \circ \mathbf{c}_r$ に, それぞれ係数 $t_{l,r}$ を乗じて足し合わせたモデルと解釈できる。各ランク 1 テンソルが個々の脳活動を表現すると仮定すると, 基底行列 \mathbf{T} の行ベクトルがそれらの強度を表すと考えられる。 R を小さく取れば, テンソル $\underline{\mathbf{X}}$ は少ない数のラ

ンク 1 テンソルで表現される。本研究では, 基底行列 \mathbf{T} の各行ベクトルを低次元の特徴量として用いた。

4 印象予測モデル

4.1 比較判断を考慮したモデル学習

ある刺激 A の印象を評価した際の脳活動から抽出した特徴量 \mathbf{x}^A から, 刺激 A の印象の尺度値 v^A を予測するモデルを $v^A = f(\mathbf{x}^A)$ と表す。以下では刺激 A と B を比較した時の優劣の判断が $f(\mathbf{x}^A)$ と $f(\mathbf{x}^B)$ の大小関係によって決定されると仮定している。

前稿 [7] では, 脳活動特徴量から印象を予測するモデル f を, 応答変数を一対比較法で得たエアコン音の印象の尺度値, 説明変数を脳活動から抽出した特徴量ベクトルの各次元とする回帰モデルによって構築した。しかしながら, 一対比較判断を繰り返し要求するような場合において, 必ずしも 1 つの刺激対に対して常に同じ判断がなされるわけではなく, 特に判断の難しい刺激対の場合, 優劣の判断が入れ替わる可能性が考えられる。脳活動から抽出した特徴量と一対比較法で計算した印象の尺度値を対応付けるだけの回帰モデルでは, このような比較判断の入れ替わりをモデル化することは困難であると考えられる。

その一方で比較判断を学習時に考慮することで, 判断の入れ替わり, つまり印象の大小関係の変化に伴う脳活動の変化を捉え, より正確な印象の予測が可能になると考えられる。

i 番目に呈示される刺激対 (A_i, B_i) について, 刺激 A_i と刺激 B_i を一対比較した際の判断を $y_i \in \{-1, 1\}$ とする。ただし, A_i の方が涼しい/好ましいと判断される場合 1, B_i のほうが涼しい/好ましいと判断される場合 -1 とする。また, 刺激 A_i および刺激 B_i 聴取時の脳活動から抽出した特徴量をそれぞれ \mathbf{x}_i^A , \mathbf{x}_i^B とすると, 学習データに一対比較判断を満たすように予測モデル f を学習するためには, すべての i について, $y_i > 0 \Leftrightarrow f(\mathbf{x}_i^A) > f(\mathbf{x}_i^B)$, または, $y_i < 0 \Leftrightarrow f(\mathbf{x}_i^A) < f(\mathbf{x}_i^B)$, といった条件が満たされる必要がある。Herbrich らによって, この条件を考慮した SVM に似た枠組みの学習アルゴリズムが提案されている [11]。本研究ではこれを利用し, エアコン音の印象予測モデルを構築する。

印象予測モデルを線形モデル $f(\mathbf{x}) = \mathbf{w}^T \phi(\mathbf{x}) + b$ で表現すると, 予測される印象の大小関係と実際の比較判断が一致するための条件は次のようになる。

$$y_i \mathbf{w}^T (\phi(\mathbf{x}_i^A) - \phi(\mathbf{x}_i^B)) \geq 1 \quad (5)$$

ただし, 特徴量 \mathbf{x} をより高次元な空間へ写像した特徴量を $\phi(\mathbf{x})$ と表し, b はバイアス項を表している。

この条件を満たして、SVM の学習のようにマージン最大化すなわち、 $\mathbf{w}^T \mathbf{w}$ を最小化するためには、次の目的関数の最大化問題を解けば良い。

$$L(\boldsymbol{\alpha}) = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l \alpha_i \alpha_j y_i y_j \langle \mathbf{d}_i, \mathbf{d}_j \rangle \quad (6)$$

$$\mathbf{d}_i = \phi(\mathbf{x}_i^A) - \phi(\mathbf{x}_i^B)$$

ただし、 $\langle \cdot, \cdot \rangle$ は内積を表すものとする。目的関数や印象の尺度値の予測式には、特徴量の高次元空間への写像は内積の形で現れるため、カーネルトリックを用いて計算することができる。

4.2 評価実験

被験者ごとに、脳磁界からエアコン音の印象を予測するモデルを、従来の回帰モデルおよび比較判断を考慮したモデルを用いて構築した。

まず、予め計測データごとに不良なチャンネルを除いて時間一周波数特徴を計算した後、NTF を用いて低次元の特徴量を抽出した。また、時間一周波数特徴量の多次元構造を考慮しない場合として、非負値行列因子分解 (Non-negative Matrix Factorization: NMF) を用いて低次元の特徴量を抽出した。NMF による特徴量抽出は、試行毎に得られる周波数、時間、チャンネルの3階のテンソルをベクトル化したものを並べてできる行列 $\mathbf{V} \in \mathbb{R}_+^{JK \times L}$ を、 $\mathbf{V} \approx \mathbf{W}\mathbf{H}$ となるような2つの非負行列 $\mathbf{W} \in \mathbb{R}_+^{JK \times R}$ 、 $\mathbf{H} \in \mathbb{R}_+^{R \times L}$ の積に分解することによって行った。分解によって得られた行列 \mathbf{H} の列ベクトルを取り出し特徴量ベクトルとした。なお、NTF および NMF で抽出した特徴量ベクトルの次元数はいずれも 50 とした。

次に、NTF または NMF で得られた特徴量からエアコン音の“涼しさ”および“好ましさ”の印象の評価値を予測するモデルを学習した。回帰モデルにはサポートベクター回帰 (Support Vector Regression: SVR) を用いた。応答変数として実験で得た一対比較判断から Thurstone の一対比較法 (ケース V) を用いて計算した尺度評価値を与え、SVR のカーネル関数にはガウシアンカーネルを用いた。また、比較判断を考慮するモデルにおけるカーネル関数には、線形カーネルとガウシアンカーネルを用いた。

4.3 モデルの評価方法

刺激 $s \in \{1, \dots, 4\}$ を含まない刺激対を呈示した時の raw data から抽出した特徴量と、印象の尺度値または一対比較判断を学習データとし、刺激 s を含む刺激対を呈示したときの raw data から抽出した特徴量と、印象の尺度値または一対比較判断をテストデータとした。NTF および NMF によるテストデータの特徴量抽出は、それぞれ学習データの分解によって得

られる基底行列 \mathbf{A} , \mathbf{B} , \mathbf{C} , および \mathbf{W} をテストデータを分解する際に与えて計算した。

学習した印象予測モデルの評価は、まず学習データから構築したモデルを用いて、テストデータの特徴量から評価尺度値を予測した。次に、刺激対と対応する2つの特徴量から予測した評価尺度値の差を計算し、その符号から一対比較判断を予測した。実際に脳磁界計測実験において得られた比較判断と、予測した比較判断を比べて算出した正解率をすべての s にわたって平均したものを最終的な正解率とした。

4.4 結果・考察

被験者ごとに構築した印象予測モデルによって予測した“涼しさ”および“好ましさ”に関する一対比較判断の正解率をそれぞれ Table 1, 2 に示す。Closed は学習したモデルの評価を学習データで行った場合、Open は学習したモデルの評価をテストデータで行った場合を表している。

評価方法が Open の場合について、比較判断を考慮したモデルを用いた条件全てにおいて、回帰モデルを用いた手法の正解率を上回る結果となった。また、“涼しさ”および“好ましさ”のいずれの評価においても、特徴量抽出を NTF で行い、カーネル関数にガウシアンカーネルを用いた場合が、一対比較判断予測の正解率が最も高かった。

回帰モデルを用いて比較判断の予測を行った場合、“涼しさ”の評価における被験者 4, および“好ましさ”の評価における被験者 4, 6 が Closed, Open とともに他の被験者と比較して正解率が低い結果となっている。Closed の正解率が低いことは、学習データにおける比較判断を満たすようにモデルが学習されず、実際の比較判断をモデル化するための条件が満たされていないことを表している。その一方で、比較判断を考慮したモデルではそれらの被験者の正解率が特に大きく向上しており、モデルの学習で比較判断を考慮したことによって、より正確な印象の予測ができたことを示している。

5 まとめ

エアコン音聴取時の脳磁界から聴感印象を予測可能な、より精度の高いモデルを構築するために、学習時にエアコン音に対する比較判断を考慮する印象予測モデルを構築し、その評価を行った。

脳磁界の時間一周波数特徴から NTF または NMF を用いて低次元の特徴量を抽出し、その特徴量から一対比較判断を予測した結果、回帰モデルを用いた従来の手法と比較して、学習時に比較判断を考慮したモデルによる比較判断予測の正解率が向上した。こ

Table 1 Prediction accuracies of paired-comparative judgment on coolness [%].

Sub.	NTF-Gaussian (SVR)		NMF-Gaussian (Proposed)		NTF-Linear (Proposed)		NTF-Gaussian (Proposed)	
	Closed	Open	Closed	Open	Closed	Open	Closed	Open
1	79.9	54.3	88.3	56.3	56.8	60.2	76.7	56.8
2	78.8	55.6	81.6	56.0	58.1	58.1	100.0	51.1
3	82.5	54.6	100.0	49.6	50.6	50.6	99.0	55.6
4	35.3	35.1	100.0	57.9	42.7	42.7	100.0	57.9
5	69.0	56.8	99.6	55.5	58.4	58.4	74.7	56.7
6	55.8	55.8	83.2	60.4	50.3	43.5	77.2	59.4
7	54.7	57.6	100.0	57.5	44.1	44.1	100.0	57.5
8	53.8	52.4	79.0	54.2	71.3	71.3	75.5	53.2
Ave.	63.7	52.8	91.5	55.9	54.0	53.6	87.9	56.0

Table 2 Prediction accuracies of paired-comparative judgment on preference [%].

Sub.	NTF-Gaussian (SVR)		NMF-Gaussian (Proposed)		NTF-Linear (Proposed)		NTF-Gaussian (Proposed)	
	Closed	Open	Closed	Open	Closed	Open	Closed	Open
1	72.7	56.2	91.5	55.4	57.2	64.8	92.8	59.3
2	68.2	56.4	100.0	57.3	44.1	47.9	100.0	57.3
3	91.6	56.6	100.0	53.9	53.2	53.8	90.5	55.6
4	43.9	39.4	100.0	54.3	46.2	46.2	100.0	56.7
5	59.6	49.9	85.6	56.0	54.5	56.7	89.8	55.6
6	52.2	41.3	92.1	60.6	57.1	57.0	79.9	60.4
7	64.5	51.2	100.0	54.4	49.7	49.7	92.0	54.0
8	68.1	58.9	99.0	54.5	60.7	60.7	84.2	58.6
Ave.	65.1	51.3	96.0	55.8	52.8	54.6	91.1	57.2

の結果は印象予測モデルの学習時に一対比較判断を考慮することの有効性を示している。

しかしながら、ほとんどの被験者についての一対比較判断の予測の正解率は60%に至っておらず、エアコン音の印象を正確に予測できているとは言い難い。エアコン音の印象評価のための実用的な脳活動指標を構築するためには、比較判断を考慮するといったモデルの改善だけでなく、特徴量抽出手法の改善が必要であると考えられる。

参考文献

[1] Y. Soeta *et al.*, J.Sound Vib., 258, 419-428, 2002.
 [2] Y. Soeta *et al.*, J.Sound Vib., 277, 479-489, 2004.
 [3] S. Nakagawa *et al.*, ICIC Exp. Lett., 7, 1545-1550, 2013.
 [4] 矢野ら, 音講論(春), 123-124, 2015.
 [5] 矢野ら, 音講論(春), 511-514, 2016.
 [6] 矢野ら, 音講論(秋), 485-488, 2015.

[7] 矢野ら, 音講論(秋), 673-676, 2016.
 [8] T. Hotehama and S. Nakagawa, Proc. of INTER-NOISE 2015, in 15_915.
 [9] T. Kolda and B. Bader, SIAM Review, 51(3), 455-500, 2009.
 [10] A. Cichocki *et al.*, "Nonnegative Matrix and Tensor Factorizations: Applications to Exploratory Multi-Way Data Analysis and Blind Source Separation," Wiley, 2009.
 [11] R. Herbrich *et al.*, Proc. of AAAI, pp.80-84, 1998.