Discriminant Non-negative Tensor Factorization を用いた エアコン音の印象関連脳活動の抽出

矢野 肇^{†,††} 滝口 哲也[†] 有木 康雄[†] 神谷 勝^{†††} 中川 誠司^{††††,††}

†神戸大学大学院システム情報学研究科 〒657-8501 兵庫県神戸市灘区六甲台町 1-1

†† 国立研究開発法人産業技術総合研究所 〒 563-8577 大阪府池田市緑丘 1-8-31

††† 株式会社デンソー ─〒 448–8661 愛知県刈谷市昭和町 1–1

†††† 千葉大学フロンティア医工学センター 〒 263-8522 千葉県千葉市稲毛区弥生町 1-33 E-mail: †pi314@me.cs.scitec.kobe-u.ac.jp, ††{takigu,ariki}@kobe-u.ac.jp, ††††s.nakagawa@chiba-u.ac.jp

あらまし エアコン音聴取時の脳活動からのエアコンの音の印象予測の精度向上を目指し,脳活動特徴量の抽出手 法の改善を試みた. Discriminant Non-negative Tensor Factorization (DNTF)を用いて,従来の Non-negative Tensor Factorization (NTF)による特徴量に,エアコン音の涼しさ・好ましさに関する一対比較判断の情報を取り入れた.エ アコン音聴取時の脳磁界の時間-周波数特徴から DNTF を用いて抽出された特徴量と比較判断を用いて印象予測モデ ルを学習し,その予測精度から提案手法の評価を行った.

キーワード 聴感印象評価, 非負値テンソル分解 (NTF), Discriminant NTF, 脳磁界計測, プリファレンス, エアコン音

Extraction of brain activities related to impressions induced by HVAC sound using discriminant non-negative tensor factorization

Hajime YANO^{†,††}, Tetsuya TAKIGUCHI[†], Yasuo ARIKI[†], Masaru KAMIYA^{†††},

and Seiji NAKAGAWA^{††††,††}

† Graduate School of System Infomatics, Kobe University – Rokkodai 1–1, Nada-ku, Kobe-shi, Hyogo, 657–8501 Japan

†† National Institute of Advanced Industrial Science and Technology (AIST) Midorigaoka 1–8–31, Ikeda-shi, Osaka, 563–8577 Japan

††† DENSO Corporation Showa-cho 1–1, Kariya-shi, Aichi 448–8661 Japan

†††† Center for Frontier Medical Engineering, Chiba University Vayoi-cho 1–33, Inage-ku, Chiba-shi, Chiba 263–8522 Japan

Abstract To evaluate auditory impressions induced by HVAC (heating, ventilation and air conditioning) sound using a predictive model, which estimates auditory impressions from brain activities, we tried to improve the method of brain feature extraction. Information of paired-comparative judgments on coolness/preference induced by HVAC sound were combined with non-negative tensor factorization (NTF) by discriminant NTF (DNTF). First, the brain cortical feature was extracted from the time-frequency feature of magnetic cortical activities while hearing HVAC sound using DNTF. Second, the predictive model were trained from the brain cortical features and comparative judgments. The performance of feature extraction method using DNTF was evaluated based on prediction accuracy of comparative judgment.

Key words auditory impression, non-negative tensor factorization (NTF), discriminant NTF, magnetoencephalography (MEG), preference, HVAC sound

Copyright ©2017 by IEICE

1. まえがき

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,好ましさの印象を一対比較法で推定し,エアコン音 聴取時の自発律動の時間的安定性,および事象関連同期/脱同 期との関係を調査した.また,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,脳活動特徴量を入力として,エアコン音の聴感 印象の尺度値を推定する印象予測モデルを構築し,より頑健な 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].先行研究[6]では,まず, エアコン音聴取時の脳磁界の時間-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,低次元の特徴量を抽出した.次に,この特徴量を入力 特徴量とし,刺激対の涼しさ,好ましさに関する一対比較判断 を教師データとして印象予測モデルを学習した.このモデルは 一対比較判断の予測の評価において,回帰モデルを上回る性能 を示した.しかしながら,その平均正解率は60%に至っておら ず,脳活動指標を用いた印象評価には未だ多くの課題が残され ている.

本稿では、印象予測モデルの予測精度向上を目指し、特徴量 抽出手法の改善を試みた. NTF は画像処理 [7] や脳信号処理 [8] 等様々な分野で応用されており、多次元配列で表現されるデー タ(テンソル)の多次元構造を考慮して特徴量を抽出すること ができる.また、多チャネルで計測される脳信号を対象とした 場合,NTFの基底行列から計測データに含まれる脳活動の時 間、周波数、領域の特徴を読み取ることができるという利点が ある.その一方で、NTFでは近似されたテンソルと元のテン ソルとの距離が小さくなるようにフィッティングさせているに 過ぎず、必ずしも印象の予測に有効な特徴量が抽出されてい るとは言い難い. そこで、Discriminant Non-negative Tensor Factorization (DNTF) [9] を用いて、刺激対に対する優劣の判 断の情報を NTF のコスト関数に組み込むことで、印象の予測 に有効な特徴量抽出を試みた.また,得られた特徴量を,前稿 で提案した印象予測モデルに適用し、その予測精度から特徴量 抽出手法の有効性を検証した.

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 [10] 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常者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、刺 激音は挿入型イヤホンによって被験者の両耳に呈示された.

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-122TM, Neuromag Ltd.)を用いて行わ れた. 全 122ch で計測された脳磁界信号は通過帯域が 0.03–100 Hz のアナログバンドパスフィルタを通過した後, 400 Hz でサ ンプリングされた.

3. NTF を用いた特徴量抽出

3.1 時間一周波数特徴

各チャ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-周波数特徴を抽出 した.時間信号を s(t) とすると、連続ウェーブレット変換は以 下のように表される.

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

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

a, b はそれぞれ解析する周波数,時間に対応するパラメータで ある.また,ウェーブレット関数 $\psi(t)$ として,複素モルレー ウェーブレットを用い, $\omega_0 = 6$ とした.ウェーブレット変換の 分析周波数は,4–95 Hz の区間を2を底とする対数スケールで 100 分割して得た.変換後の値は各時刻で複素数として得られ るため,その大きさを取った後,20 ms 毎に平均した.

3.2 NTF を用いた特徴量抽出

被験者 1 人の計測データから得られる時間-周波数特徴量は, 時間,周波数,チャネル,試行の 4 つの次元(添字)を持つ 4 階のテンソル(4 次元配列)で表現される.時間-周波数特徴 量が非負値を取るため,このテンソルの各要素も非負値をとな る.この 4 階のテンソルを $\underline{X} = \{x_{i,j,k,l}\} \in \mathbb{R}^{I \times J \times K \times L}_+$ で表 すとすると,NTFではテンソル \underline{X} が,式(3)のように,非負 の要素を持つ R 個のランク 1 テンソルの和で近似される[11]. この時,テンソルの各要素は式(4)のように表される.

$$\underline{X} \approx \underline{\hat{X}} = \sum_{r=1}^{R} a_r \circ b_r \circ c_r \circ t_r$$
(3)

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

ここで, $A = \{a_{i,r}\} = [a_1 \dots a_R] \in \mathbb{R}_+^{I \times R}$, $B = \{b_{j,r}\} = [b_1 \dots b_R] \in \mathbb{R}_+^{J \times R}$, $C = \{c_{k,r}\} = [c_1 \dots c_R] \in \mathbb{R}_+^{K \times R}$, $T = \{t_{l,r}\} = [t_1 \dots t_R] \in \mathbb{R}_+^{L \times R}$ を, それぞれ非負の要素 を持つ時間, 周波数, チャネル, 試行に関する基底行列とする. また, "o" はベクトルの外積 (直積) を表す.

本研究では、時間、周波数、チャネルの基底から成る3階の ランク1テンソル $a_r \circ b_r \circ c_r$ が、特定の時間区間、周波数帯 域、脳領域の活動を表現すると仮定し、基底 t_r の要素 $t_{l,r}$ が、 ランク1テンソルが表す脳活動の強度を表現していると考え た.そこで、基底行列 Tの各行ベクトルに着目し、小さい Rを選ぶことによって、膨大な要素数を持つ時間-周波数特徴量 から低次元の特徴量を抽出した。

NTF の各基底行列は元のテンソル <u>X</u> とランク R テンソルに よる近似 <u>X</u> との差の Frobenius ノルムの 2 乗, $D_F(\underline{X}||\underline{\hat{X}}) =$ $\|\underline{X} - \underline{\hat{X}}\|_F^2 = \sum_{i,j,k,l} (x_{i,j,k,l} - \hat{x}_{i,j,k,l})^2$, を最小化するこ とによって求めた. テンソル <u>X</u> の各要素を, その 4 つの添 字がそれぞれ行の添字となるように行列の形に並び替えたも のを, $X_{(1)} \in \mathbb{R}_+^{I \times JKL}$, $X_{(2)} \in \mathbb{R}_+^{J \times KLI}$, $X_{(3)} \in \mathbb{R}_+^{K \times LIJ}$, $X_{(4)} \in \mathbb{R}_+^{L \times IJK}$ とすると NTF は以下の 4 通りで表すことが できる [11], [12].

$$\begin{aligned} \boldsymbol{X}_{(1)} &\approx \boldsymbol{A}(\boldsymbol{T} \odot \boldsymbol{C} \odot \boldsymbol{B})^{T}, \, \boldsymbol{X}_{(2)} \approx \boldsymbol{B}(\boldsymbol{A} \odot \boldsymbol{T} \odot \boldsymbol{C})^{T}, \\ \boldsymbol{X}_{(3)} &\approx \boldsymbol{C}(\boldsymbol{B} \odot \boldsymbol{A} \odot \boldsymbol{T})^{T}, \, \boldsymbol{X}_{(4)} \approx \boldsymbol{T}(\boldsymbol{C} \odot \boldsymbol{B} \odot \boldsymbol{A})^{T} \end{aligned}$$
(5)

ここで、"⊙"は Khatri-Rao 積を表し、この行列積は列のサイズ が等しい 2 つの行列について、列ごとにクロネッカー積をとっ たものである.式(5)のように、行列の形に並び替えたテンソル が 1 つの基底行列とそれ以外の基底行列から作られる非負行列 の積で表されることから、非負値行列因子分解(Non-negative Matrix Factorization: NMF)[13]のアルゴリズムを適用でき ることがわかる.補助関数法による NMF の乗法更新式を用い て得られる各基底行列の更新式は以下のようになる.

$$\begin{split} \mathbf{A} &\leftarrow \mathbf{A} * \frac{\mathbf{X}_{(1)} \mathbf{Z}^{(1)}}{\mathbf{A} \mathbf{Z}^{(1)^{T}} \mathbf{Z}^{(1)}}, \qquad \mathbf{B} \leftarrow \mathbf{B} * \frac{\mathbf{X}_{(2)} \mathbf{Z}^{(2)}}{\mathbf{B} \mathbf{Z}^{(2)^{T}} \mathbf{Z}^{(2)}}, \\ \mathbf{C} &\leftarrow \mathbf{C} * \frac{\mathbf{X}_{(3)} \mathbf{Z}^{(3)}}{\mathbf{C} \mathbf{Z}^{(3)^{T}} \mathbf{Z}^{(3)}}, \qquad \mathbf{T} \leftarrow \mathbf{T} * \frac{\mathbf{X}_{(4)} \mathbf{Z}^{(4)}}{\mathbf{T} \mathbf{Z}^{(4)^{T}} \mathbf{Z}^{(4)}} \quad (6) \end{split}$$

ここで, $Z^{(1)} = T \odot C \odot B$, $Z^{(2)} = A \odot T \odot C$, $Z^{(3)} = B \odot A \odot T$, $Z^{(4)} = C \odot B \odot A$ であり, "*" および分数によ る記法は, それぞれ要素ごとの積および商を表す. なお, 基底 行列にはスケールの任意性があるため, *A*, *B*, *C* の各列ベク トルを更新の直後に L2 ノルムが1 になるように正規化した.

4. Discriminant NTF を用いた特徴量抽出

NTF では、時間 – 周波数特徴のテンソル <u>X</u> と近似したテン ソル <u>X</u> の差の Frobenius ノルムを最小化しているに過ぎず、 刺激音に対する印象の情報は組み込まれていない。そこで本稿 では、DNTF [9] を用いて、テンソルの分解時に刺激対に対す る聴感印象の比較判断を取り入れた.DNTF はクラスラベルを 教師データとして用いて、テンソルを式(3)のモデルで分解す る.DNTF のコスト関数は NTF のコスト関数に特徴量のクラ ス間の分離を促す正則化項を付加した次の式で表される.

$$L = D_F(\underline{X} || \underline{\hat{X}}) + \alpha \operatorname{Tr}(S_w) - \beta \operatorname{Tr}(S_b)$$
(7)

ここで、 S_w , S_b は、それぞれクラス内分散共分散行列とクラ ス間分散共分散行列を表し、 $Tr(\cdot)$ は行列のトレースを表す.ま た、 $\alpha, \beta > 0$ は特徴量の分離度を制御するパラメータである. DNTF の正則化項は判別分析のようにクラス内分散を小さく、 クラス間分散を大きくするように働くことが期待される.

本研究では、刺激対に対する比較判断を 2 つのクラス に対応させ、刺激対に対応する特徴量対の差のベクトル $d_p = t_{p,\cdot}^A - t_{p,\cdot}^B \in \mathbb{R}^{1 \times R}$ が分離しやすくなるように特徴量 を抽出した. d_p が行ベクトルであることに注意すると、分散共 分散行列 S_w , S_b は次のように与えられる.

$$S_w = \sum_{k=1}^{2} \sum_{d \in C_k} (d - \mu^{(k)})^T (d - \mu^{(k)})$$
(8)

$$S_{b} = \sum_{k=1}^{2} N_{k} (\boldsymbol{\mu}^{(k)} - \boldsymbol{\mu})^{T} (\boldsymbol{\mu}^{(k)} - \boldsymbol{\mu})$$
(9)

$$\boldsymbol{\mu}^{(k)} = \frac{1}{N_k} \sum_{\boldsymbol{d} \in C_k} \boldsymbol{d}, \quad \boldsymbol{\mu} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^2 N_k \boldsymbol{\mu}^{(k)}$$
(10)

ここで、 $C_k (k = 1, 2)$ は比較判断に対応するクラス、 N_k 、Nはそれぞれクラス k に所属する特徴量対の数、および全特徴量 対の数を表す.また、 $\mu^{(k)}$ 、 μ はそれぞれ、クラス k に所属す る特徴量対の差の平均ベクトル、全ての特徴量対の差の平均ベ クトルを表す.

式 (7) の最小化は、NTF と同様に各基底行列についての最 小化を順次繰り返すことによって行う. DNTF の正則化項は基 底行列 T のみに依存し、基底行列 A, B, C には依存しない. したがって、基底行列 A, B, C は NTF と同様に式 (6) で更 新することができる. 基底行列 T の更新式は NTF の場合と同 様に補助関数法を用いて導出した.式 (7) の補助関数は、NTF のモデルが式 (5) の 4 つ目の式のように非負行列 $T \ge Z^{(4)^{T}}$ の積で表すことができることを考えると、式 (7) の NTF のコ スト関数 $D_F(\underline{X} || \hat{\underline{X}})$ を Frobenius ノルムに関する補助関数に 置き換えたものを用いることができる.

補助関数の最小化によって得られる更新式は式 (11) のよう になる。

$$t_{m,n} \leftarrow t_{m,n} \frac{P_{m,n} + \gamma_m t_{pair(m),n} + ord(m)M_{m,n}}{Q_{m,n} + \gamma_m} \quad (11)$$

$$\gamma_m = \alpha - \frac{\alpha + \beta}{N_{cls(m)}} + \frac{\beta}{N} \tag{12}$$

$$M_{m,n} = \frac{\alpha + \beta}{N_{cls(m)}} \sum_{\substack{\boldsymbol{d}_p \in C_{cls(m)} \\ p \neq ind(m)}} d_{p,n} - \frac{\beta}{N} \sum_{\substack{p \neq ind(m)}} d_{p,n} \quad (13)$$

ここで,
$$P_{m,n} = [\boldsymbol{X}_{(4)} \boldsymbol{Z}^{(4)}]_{m,n}$$
, $Q_{m,n} = [\boldsymbol{T} \boldsymbol{Z}^{(4)^T} \boldsymbol{Z}^{(4)}]_{m,n}$ で

あり、これらは式 (6) の T の更新式における分子と分母の m行 n 列の成分とそれぞれ一致する.また、m 番目の試行と対 になっている試行のインデックスを pair(m)、m 番目の試行が 含まれている対に対応する比較判断を cls(m)、m 番目の試行が 含まれている対のインデックスを ind(m) とする. ord(m) は、 m 番目の試行が刺激音 A の聴取か、刺激音 B の聴取であるか をそれぞれ 1、-1 で示す関数である.

特徴量対の差 dの要素と γ_m は負値を取りうるため、 $t_{m,n}$ が 負の値となった場合、0 もしくは非常に小さい正の数にする必 要がある.

5. 評価実験

5.1 印象予測モデル

 $R 次元の脳活動特徴量から印象の尺度値(実数値)を予測するモデル <math>f: \mathbb{R}^R \to \mathbb{R}$ を被験者毎に構築した.この印象予測モデルに以下のような線形モデルを仮定した.

$$f(\boldsymbol{x}) = \langle \boldsymbol{w}, \boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{x}) \rangle + b \tag{14}$$

ここで、〈·,·〉はベクトルの内積を表し、写像 $\phi: \mathbb{R}^R \to \mathbb{R}^{R'}$ は 入力特徴量 x のより高次元な空間への写像 (R < R')、w は重 みベクトル、b はバイアス項を表す.また、印象の尺度値の大 小関係によって、2 つの刺激音を比べた時の判断が決定される と仮定した.刺激音 A および B を聴取した時の脳活動特徴量 をそれぞれ x^A 、 x^B とすると、印象の尺度値の差は次の式で表 される.

$$f(\boldsymbol{x}^{A}) - f(\boldsymbol{x}^{B}) = \langle \boldsymbol{w}, \boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{x}^{A}) - \boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{x}^{B}) \rangle$$
(15)

例えば、刺激対 (A, B) に対する涼しさの判断において、 $f(x^A) - f(x^B) > 0$ であれば A が、 $f(x^A) - f(x^B) < 0$ であ れば B が、それぞれ涼しいと判断される.また、式 (15) より バイアス b は 2 つの刺激の比較においては無視することができ ることがわかる.

印象予測モデルの重みベクトル w は,式 (15)の符号が比較 判断と一致するように学習した.具体的には、高次元空間上に 写像された入力特徴量対の差 $d = \phi(x^A) - \phi(x^B)$ を、比較判 断に対応する 2 つのクラスに分類するように Support Vector Machine (SVM)の枠組みを用いて学習した [14].結局、重み ベクトル w は (16)の最大化問題の解 α^* を用いて、式 (17) で 与えられる.

$$\max_{\boldsymbol{\alpha}} \qquad \sum_{i} \alpha_{i} - \frac{1}{2} \sum_{i,j} \alpha_{i} \alpha_{j} y_{i} y_{j} \langle \boldsymbol{d}_{i}, \boldsymbol{d}_{j} \rangle \tag{16}$$

sub. to $0 \leq \alpha_i \leq C$

$$\boldsymbol{w} = \sum_{i} \alpha_{i}^{*} y_{i} (\boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{x}_{i}^{A}) - \boldsymbol{\phi}(\boldsymbol{x}_{i}^{B}))$$
(17)

ここで、 $y_i \in \{-1,1\}$ は比較判断に対応するクラスラベル、 C(> 0)は学習データの分類誤りとマージンのトレードオフ関係を設定するパラメータである.

なお、このモデルは SVM と同様にカーネル関数を用いるこ

表 1 涼しさに関する一対比較判断予測の正解率 [%].

 Table 1
 Prediction accuracies of paired-comparative judgment on coolness (%).

NTF			DNTF	
Sub.	Closed	Open	Closed	Open
1	100.0	56.9	71.1	54.8
2	73.0	59.5	67.9	58.8
3	100.0	50.0	100.0	55.8
4	100.0	57.2	100.0	60.4
5	70.8	63.5	100.0	58.4
6	100.0	56.9	100.0	59.4
7	100.0	60.3	100.0	59.6
8	100.0	58.9	74.8	64.3
Ave.	93.0	57.9	89.2	58.9

とで、非線形なモデルにすることができる.

5.2 モデルの構築と評価

まず,計測データごとに不良なチャネルを除いて時間-周波 数特徴を計算した後,NTF および DNTF を用いて低次元の特 徴量を抽出した.NTF および DNTF によって抽出された特徴 量の次元数は R = 30 である.また,DNTF の2つのパラメー タは $\alpha = \beta$ とし, 10^{-11} , 10^{-10} , 10^{-9} の3通りに設定した. 次に,この特徴量と刺激対に対する比較判断を用いて,エアコ ン音の涼しさ,および好ましさの印象の尺度値を予測するモデ ルを学習した.なお,カーネル関数にガウシアンカーネルを用 いたため,印象予測モデルは非線形なモデルとなった.

印象予測モデルの評価は、5分割の交差検証によって行った. まず、被験者ごとに全てのデータを分割して作った学習データ セットを使って、基底行列 A, B, C, および特徴量 T を抽出 した.分割でできた残りのテストデータセットからの特徴量抽 出は、学習データの分解で得られた基底行列 A, B, C を使っ て計算した.式(5)における4番目の式から、テストデータの 特徴量 T は $Z^{(4)^T} = (C \odot B \odot A)^T$ の Moore-Penrose の擬似 逆行列 { $Z^{(4)^T}$ } + を用いて、式(18)のように得られる.

$$T = X_{(4)} \{ Z^{(4)T} \}^{+} = X_{(4)} Z^{(4)} [Z^{(4)T} Z^{(4)}]^{-1}$$
(18)

なお、計算の結果、負の値となった Tの要素は0に置き換えた.

次に、学習したモデルを用いてテストデータの特徴量から印 象の尺度値を予測した後、刺激対と対応する2つの予測尺度値 の差を計算し、その符号から一対比較判断を予測した.最後に、 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 とを比べ、正解率を算出した.

5.3 結果·考察

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表 1,2にそれぞれ示す. DNTF を用いた場合の正解率は平均正解率が最も高かった時のパラ メータの結果のみを示す. 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.また,DNTFの正則化パ ラメータ $\alpha = \beta$ を変化させた時の平均正解率を表 3 に示す. 評価方法が Open の場合の正解率は全体として 60%前後で

表 2 好ましさに関する一対比較判断予測の正解率 [%].

Table 2Prediction accuracies of paired-comparative judgment on
preference (%).

NTF		DNTF		
Sub.	Closed	Open	Closed	Open
1	100.0	57.4	100.0	62.8
2	100.0	59.5	72.9	62.7
3	100.0	59.1	96.7	57.8
4	100.0	57.5	100.0	53.8
5	74.3	56.9	65.5	55.6
6	69.9	59.7	67.4	58.6
7	74.4	54.0	94.4	62.1
8	66.0	62.1	94.1	62.1
Ave.	85.6	58.3	86.4	59.4

表3 正則化パラメータを変化させた時の一対比較判断予測の平均正 解率 [%].

Table 3Mean prediction accuracies of paired-comparative judg-
ment by changing the parameter of regularizer (%).

	NTF	DNTF		
α, β	0	10^{-11}	10^{-10}	10^{-9}
Coolness	57.9	57.0	58.9	56.5
Preference	58.3	59.1	59.4	57.7

あった. DNTF を用いた場合の平均正解率が最も高かった パラメータは、涼しさ、好ましさ、いずれの評価の場合でも $\alpha = \beta = 10^{-10}$ の時であった.また、涼しさ、好ましさのい ずれの評価においても、DNTF を用いた場合が NTF を用いた 場合よりも高い平均正解率を示した.しかしながら、NTF と DNTF の正解率に対しt検定を行った結果、2つの特徴量抽出 手法の間に有意な差は見られなかった.

図1に DNTF によって得られた基底行列 A, B, C, T を それぞれ示す. 基底行列 A は時間方向の基底であり,特定の時 間区間のみ高い値を示している基底がいくつか見られる. これ らの基底は特定の時間でのみ発生する律動を表現していると考 えられる. 基底行列 B は周波数方向の基底であり, 10 Hz を 中心とする周波数成分に多く分解されていることがわかる. 基 底行列 C はチャネル方向の基底であり, 1–18 番目の成分の多 くが大きな番号のチャネル(後頭付近)の活動を表しているこ とがわかる. 基底行列 T は各試行に対する特徴量ベクトルを, 行ベクトルとして持つ行列であり, 図の横軸が特徴量ベクトル の各次元を表している.

次に、図2に DNTF のコスト関数の各反復における値を示 す.図より式(7)のコスト関数が単調減少して収束していく様 子が確認できる.また、DNTFの正則化項の値の変化を図3に 示す.正則化項の値は小さいほどクラス間の分離が高いことを 表すが、正則化項の値はおよそ10回目以降の反復で増加して いることがわかる.また、図2と図3を見比べると、DNTF 全体のコスト関数と比較して正則化項の値は非常に小さい値で あることがわかる.これらの結果は式(7)の最小化において、 正則化項に比べてNTFのコスト関数が支配的だったことを示 している.しかしながら,正則化パラメータを少し大きな値 $\alpha = \beta = 10^{-8}$ にした場合,基底行列 Tの要素全てが0に近い 値になることが確認された.主な原因として,式(11)の更新式 の分母にパラメータ α , β からなる γ_m が直接加えられている ことが挙げられる.特に,脳磁界計測によって得られるデータ のオーダーは非常に小さく、時間一周波数特徴のテンソルの各 要素の値も非常に小さくなることから,更新式(11)の分子に対 して分母が非常に大きくなり,行列 Tの各要素が0に近い値に なってしまったと考えられる.

6. ま と め

本稿ではエアコン音聴取時の脳磁界からの聴感印象予測モデ ルの精度を改善するために、DNTFを用いて、エアコン音の 聴感印象に対する比較判断を取り入れた特徴量抽出手法を提案 した.

DNTF,およびNTFを用いて抽出した特徴量から印象予測 モデルを学習し、一対比較判断の予測の正解率によって、2つ の特徴量抽出手法の性能を評価した.その結果、好ましさの評 価において、DNTFを用いた場合の方が高い平均正解率を示 したが、NTFとDNTFの間に有意な差を見出すことはできな かった.また、今回用いたアルゴリズムでは正則化パラメータ を大きくすることができず、比較判断を取り入れた特徴量抽出 が行えているとは言い難い結果となった.適切な補助関数の設 計や他の正則化手法を取り入れるなど、異なるアルゴリズムを 用いる必要である.

文 献

- Y. Soeta, S. Nakagawa, and M. Tonoike, "Magnetoencephalographic responses corresponding to individual subjective preference of sound fields," Journal of Sound and Vibration, vol. 258, pp. 419–428, 2002.
- [2] Y. Soeta, S. Nakagawa, and M.Tonoike, "Magnetoencephalographic responses correspond to individual annoyance of bandpass noise," Journal of Sound and Vibration, vol. 277, pp. 479–489, 2004.
- [3] S. Nakagawa, Y. Kanemoto, T. Hotehama, Y. Soeta, and S. Ishimitsu, "Evaluation of auditory impression of music using brain activity," ICIC Express Letters, vol. 7, pp. 1545–1550, 2013.
- [4] 矢野肇,滝口哲也,有木康雄,神谷勝,保手浜拓也,中川誠司, "エアコン音の時間変動が主観印象および大脳皮質活動に及ぼす 影響,"日本音響学会 2015 年春季研究発表会講演論文集,pp. 123-124, 2015.
- [5] 矢野肇,滝口哲也,有木康雄,保手浜拓也,神谷勝,中川誠司, "エアコン音の聴感印象関連領域の探索——脳磁界の時間周波数 解析に基づく推定——,"日本音響学会 2016 年春季研究発表会 講演論文集, pp. 511–514, 2016.
- [6] 矢野肇,滝口哲也,有木康雄,神谷勝,中川誠司,"脳磁界計測 を用いたエアコン音の聴感印象推定の試み――比較判断を用い た印象予測モデルの学習――,"日本音響学会 2017 年春季研究 発表会講演論文集,pp. 539–542, 2017.
- [7] A. Shashua, and T. Hazan, "Non-negative tensor factorization with applications to statistics and computer vision," Proceedings of ICML, 2015.
- [8] H. Lee, Y. Kim, A. Cichocki, and S. Choi, "Nonnegative tensor factorization for continuous eeg classification," International Journal of Neural Systems, vol. 17, no. 4, 2007.
- [9] S. Zafeiriou, "Discriminant nonnegative tensor factorization algorithms," IEEE Transactions on Neural Networks, vol.



(左上),周波数基底 B (左下), チャネル基底 C (右上),特徴量の行列 T (右下) を表す. Fig.1 Examples of basis matrix of DNTF (coolness, subject8, $\alpha = \beta = 10^{-10}$). Four matrices show a temporal factor A (top left), a oscillatory factor B (bottom left), a spatial factor C (top right), a matrix of feature vectors T (bottom right).



- 図 2 DNTF のコスト関数値の変化の例(涼しさ、被験者 8, $\alpha = \beta = 10^{-10}$).
- Fig. 2 An example of the cost fuction of DNTF for each iteration (coolness, subject 8, $\alpha = \beta = 10^{-10}$).

20, no. 2, pp. 217–235, 2009.

- [10] T. Hotehama, and S. Nakagawa, "Auditory impression of the coolness and warmness of automotive HVAC noise," Proceedings of INTER-NOISE 2015, in 15_915, 2015.
- [11] A. Cichocki, R. Zdunek, A.H. Phan, and S. Amari, Nonnegative Matrix and Tensor Factorizations: Applications to Exploratory Multi-Way Data Analysis and Blind Source Separation, Willey, 2009.



- 図 3 DNTF の正則化項の値の変化の例 (涼しさ,被験者 8, $\alpha = \beta = 10^{-10}$).
- Fig. 3 An example of the regularizer of DNTF for each iteration (coolness, subject 8, $\alpha = \beta = 10^{-10}$).
- [12] T. Kolda, and B. Bader, "Tensor decompositions and applications," SIAM Review, vol. 51, no. 3, pp. 455–500, 2009.
- [13] D.D. Lee and H.S. Seung, "Algorithms for non-negative matrix factorization," Proceedings of NIPS, 2000.
- [14] R. Herbrich, T. Graepel, P. B. Sdorra, and K. Obermayer, "Learning preference relations for information retrieval," Proceedings of AAAI Workshop Text Categorization and Machine Learning, pp. 80–84, 1998.