

ベイジアンネットワークを用いた習得済み言語と未習得言語の脳血流量のネットワーク構造解析

石川紗綾[†] 鏑木崇史[†] 栗原陽介[†]

青山学院大学理工学部経営システム工学科[†]

1. はじめに

現代における第二言語の習得は大変重要である。言語力を向上させるのにあたって、眼窩前頭皮質を神経基盤とする言語性ワーキングメモリの働きを高めることが重要であることがわかっている[1][2]。ワーキングメモリの働きの中でも、特に音韻ループ機能は、入力された音声情報の短期的記憶と維持を行うなどワーキングメモリとして欠かせない機能である。ワーキングメモリは脳の様々な部分に位置しており言語処理に必要な情報伝達を行っている。もしこの情報伝達の構造が言語の習熟度によって異なっており、その構造を何らかの方法で推定することができれば言語学習における習熟度の可視化などにつながる。被験者に何も刺激を与えない環境下でMRIを用いて実験された先行研究では、脳内ネットワークはスケールフリー性を持つのかランダム性を持つのかについて議論されている[3]。本論文ではこの言語処理における情報伝達の構造について、各言語をリスニング中の脳を、NIRSを用いて計測した眼窩前頭皮質の脳血流量に対し、ダイナミックベイジアンネットワークを適用することでネットワーク構造を表す。習熟度が高い言語は情報の伝達効率が高くなり、習熟度が低い言語は情報の伝達効率が低くなることを考え、このことから脳血流から求めたネットワーク構造におけるスケールフリー性、ランダム性と言語の習熟度との関連について評価を行

い、さらに提案手法を適用しヒストグラムを作成することでどちらの指標が適切か考察する。

2. 提案手法

提案手法の概要を図1に示す。ネットワークの構造の推定において、計測した脳血流量の時系列性を考慮し、観測ノイズを確率的な枠組みでモデル化するために、ダイナミックベイジアンネットワークを用いる。本研究では、NIRSを用いて言語学習中の前頭葉における脳血流量を計測する。

NIRSでは任意の場所 $p(p=1, \dots, n)$ において酸化ヘモグロビン $X_p^{Oxy}(k)$ と脱酸化ヘモグロビン $X_p^{Deoxy}(k)$ の2種類が脳血流量として計測される。本研究では酸化ヘモグロビンと脱酸化ヘモグロビンの両方を用いるため、

$$\mathbf{X}(k) := \{X_i(k)\}_{i=1}^{2n} = (X_1^{Oxy}(k), \dots, X_n^{Oxy}(k), X_1^{Deoxy}(k), \dots, X_n^{Deoxy}(k))$$
として扱う。さらに、時刻 k において $\mathbf{X}(k)$ が言語処理中か否かを示す変数を $X_0(k)$ とする。

脳血流の変化量には言語処理だけではなく概日リズムなどの成分が含まれている。よって、微分処理を行うことにより、低い周波数成分を除去して言語に由来する脳血流量の変化を強調する。

$$\dot{X}_i(k) = \frac{X_i(k+1) - X_i(k)}{\Delta t} \quad (1)$$

ただし、以下の数学的記述を簡略化するため、

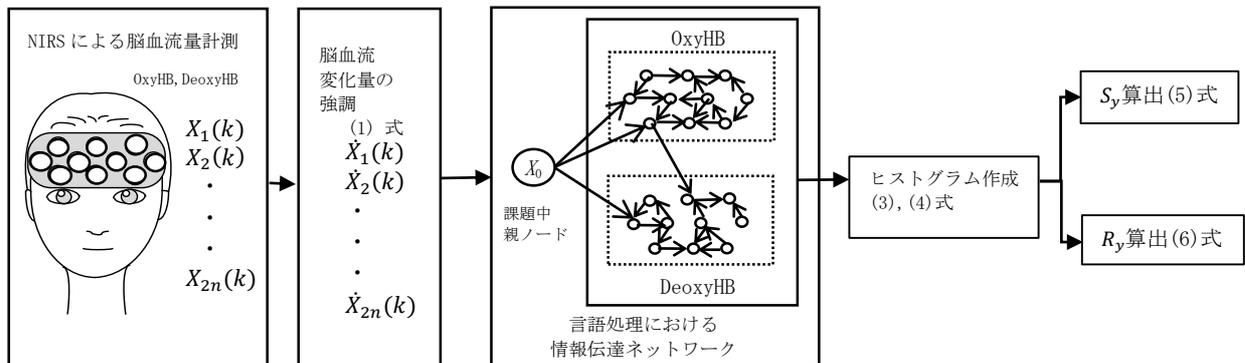


図1 提案手法

$\dot{X}_0(k) = X_0(k)$ とする。

時刻 k におけるチャンネル i の血流量の変化 $\dot{X}_i(k)$ に対して、一時刻前 $(k-1)$ の任意のチャンネル j の血流量の変化 $\dot{X}_j(k-1)$ が与える影響について考える。その影響を a_{ji} とし、定数項を m_i とする。このとき、 a_{ji} が十分に小さい場合は影響がないとして計算から省くことが可能となる。情報伝達のある関係がある a_{ji} についてはエッジ e_{ji} が存在すると考え、グラフを $G = \{e_{ij}, \dot{X}_i\}$ のように定義する。以上の定義をまとめると、(1)式で求めた血流量の変化 $\dot{X}_i(k)$ は次のようにモデルに従い得られたものと考えられる。

$$\dot{X}_i(k) = m_i + \sum_{j \in pa(\dot{X}_i; G)} a_{ji} \dot{X}_j(k-1) + \eta_i \quad (2)$$

pa : 親ノード η : ノイズ

ここでグラフ G に着目する。血流量の変化 \dot{X}_i に接続されるエッジ e_{ji} の数は

$$b_i = \sum_{j=1}^{2n} e_{ji} \quad (3)$$

で求まる。さらにグラフ G のエッジ接続数の頻度は

$$C_m = \sum_{i=1}^{2n} \delta(b_i, m) \quad (4)$$

で求まる。ただし $\delta(\cdot, \cdot)$ はクロネッカーのデルタ関数であり、言語処理中か否かを示す変数 \dot{X}_0 については算出しない。

言語処理において部位ごとの情報伝達が相互にやりとりをしながら意味の理解が行われていると考えられる。よって相互のリンクの双方向性を加味する。

ここで、情報伝達の効率に基づき、グラフ構造を評価する2つのスコアを定義する。

① スケールフリースコア

スケールフリーグラフではZip分布に従うため下記のように定義する。

$$S_y = \log \left(\prod f(C_m; \hat{\lambda}_s, 2n) \right) = \log \left(\prod \frac{1/C_m^{\hat{\lambda}_s}}{\sum_{i=1}^{2n} 1/i^{\hat{\lambda}_s}} \right) \quad (5)$$

② ランダムスコア

ランダムグラフではポアソン分布を仮定し下記のように定義する。

$$R_y = \log \left(\prod f(C_m; \hat{\lambda}_r) \right) = \log \left(\frac{\hat{\lambda}_r^{\sum_{i=1}^{2n} C_m} e^{-2n\hat{\lambda}_r}}{\prod_{i=1}^{2n} C_m!} \right) \quad (6)$$

言語の習熟度が高い場合は情報の伝達効率が高くなり、 S_y は高く R_y は低い。一方、言語の習熟度が低い場合は情報の伝達効率が低くなると考え、 S_y は低く R_y は高い。

3. 実験方法

習熟度が高い言語として日本語、習熟度が低い言語としてベトナム語、習得途中の言語として英語を選ぶ。1言語につき実験課題3トピックス(各60秒)を聞かせその間の脳血流量を計測する。課題前にトピックス内の差がでないようにスキーマを与える。被験者は21~23歳までの健康者(男性7人,女性3人)10名とし、インフォームドコンセントを得たうえで実験を行う。

4. 実験結果

表1の結果より S_y は、日本語>英語>ベトナム語の順に習熟度と一致した結果となった。一方、 R_y は英語>日本語>ベトナム語となり、習熟度とは異なる結果が得られた。この結果から言語処理における情報伝達効率を評価するにはスケールフリースコア S_y を用いるのが妥当であると考えられる。

表1 実験結果

	R_y	S_y
日本語	-5414	-1430
英語	-5347	-1443
ベトナム語	-5452	-1455

参考文献

[1] A. Baddeley et al. "The Episodic Buffer: A New Component of Working Memory?" Trends in Cognitive Sciences, 4, 11, 421 (2000)
 [2] M. Osaka et al. "Individual Differences in Verbal Working Memory: fMRI Study" Clinical Neurophysiology, 11, 2, 1123 (2001)
 [3] Y. He et al. "Small-World Anatomical Networks in the Human Brain Revealed by Cortical Thickness from MRI" Cereb. Cortex, 17, 10, 2407 (2007)
 [4] K. Watanabe et al. "Temporal changes in NIRS outputs in prefrontal regions when listening to languages" Artificial Life and Robotics, 20, 2, 183 (2015)
 [5] Y. Annaka et al. "近赤外線分光法を用いた脳血流量における第二言語習得の評価"電子情報通信学会総合大会講演論文集, 187 (2015)

A Network Structure Analysis of Cerebral Blood Flow While Listening Different Languages utilizing Dynamic Bayesian Network
 Saya Ishikawa† Takashi Kaburagi† Yosuke Kurihara† Aoyama Gakuin University Department Of Industrial And Systems Engineering†