

医療面接における非言語情報データ分析によるモチーフの発見 Motif Discovery from Nonverbal Information in Medical Interview

澤本 祐一¹ 神山 祐一¹ 平野 靖² 梶田 将司² 間瀬 健二²
 Yuichi Sawamoto Yuichi Koyama Yasushi Hirano Shoji Kajita Kenji Mase
 勝山 貴美子³ 鈴木 富雄⁴ 山内 一信⁵
 Kimiko Katsuyama Tomio Suzuki Kazunobu Yamauchi

1. はじめに

人と人・人と物のインタラクションを構造的に分析することで人の行動を認識・理解し、活動を支援する研究が盛んである。その重要な応用の1つとして、我々は医療面接を対象としている。特に医療面接での非言語コミュニケーションは、信頼関係構築に影響するとして重要視され、医療面接の訓練の場で頻りに議論される。したがって、医療面接における非言語コミュニケーションの分析・モデル化によって得られる知見は有益なものである。

我々はこれまで、医療面接における発話や注視といったインタラクションを記録し、特異度[1]を用いて重要なパターンの抽出を行った[2]。これによって、医療面接における非言語コミュニケーションをパターンの時系列データとして記述した。次のステップとして、これらのパターンがどのように組み合わせられるのかを調べるために、パターンの時系列データに頻出する部分系列（モチーフ [3]）の分析を行う。モチーフによって、パターンより1段階高いレベルでの意味付けができると考えている。そのため本稿では、モチーフの評価法を示し、重要なモチーフを発見する。そして、モチーフの有効性を検討する。

2. 非言語情報時系列データからのモチーフ発見

2.1 定義

本稿で用いる用語を定義する (図 1)。
定義 1, Primitive: Primitive とはインタラクションの要素である。本稿では、医師と患者の双方が行う発話・注視・身振り、医師のみが行うメモの7種類とした。
定義 2, Pattern: パターンとは同時発生している Primitive の集合である。7種類の Primitive がそれぞれ発生しているか否かの2通りをとるので、パターンの種類は合計で 2^7 (2の7乗) 個である。パターンの時系列データとはパターンの種類とその時間長からなるデータである。
定義 3, Motif: モチーフとはパターンの時系列データにおいて、2回以上頻出する部分系列である。また、モチーフの大きさを含まれるパターンの数、モチーフの総時間長を含まれるパターンの時間長の総和と定義する。図1のモチーフ M は大きさ2、総時間長27である。

2.2 モチーフの評価

モチーフは大きさや頻度や総時間長の属性を持つため、

¹名古屋大学大学院情報科学研究科

²名古屋大学情報連携基盤センター

³大阪府立大学看護学部

⁴名古屋大学医学部総合診療部

⁵藤田保健衛生大学短期大学

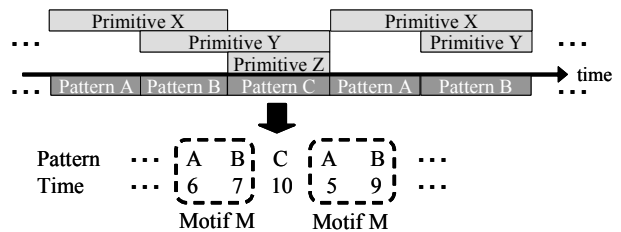


図 1. Primitive とパターンとモチーフの関係

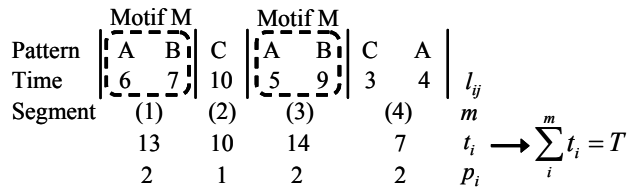


図 2. 記述長の計算に用いる変数

それらを総合的に評価する指標が必要である。この指標として記述長最小化 (MDL) 基準を用いる手法が提案されている[4, 5]。時系列データに MDL 基準を用いる場合、そのモチーフを用いて時系列データを分割したときに記述長を小さくするモチーフが重要であるとされる[5]。

ここで、[4, 5]に基づいて記述長を定義する。モチーフ M を用いて時系列データ \mathbf{x} を分割し、各分割区間において確率的に偏りをもったダイスによってパターンの時系列データが生成されたと考える。その記述長 $DL(\mathbf{x}|M)$ は、(i)時系列データの分割を表現するコスト $DL_S(\mathbf{x}|M)$ 、(ii)各分割区間におけるダイスの確率的な偏りを表現するコスト $DL_P(\mathbf{x}|M)$ 、(iii)そのダイスを用いて生成されたと見なすデータを符号化するコスト $DL_D(\mathbf{x}|M)$ 、の総和となる。

$$DL(\mathbf{x}|M) = DL_S(\mathbf{x}|M) + DL_P(\mathbf{x}|M) + DL_D(\mathbf{x}|M)$$

(i)は時系列データの全時間長を T 、分割数を m とすれば (図 2)、 $T-1$ の候補から $m-1$ 個の境界を選ぶときのコストである。

$$DL_S(\mathbf{x}|M) = \log_2 \binom{T-1}{m-1}$$

(ii)は i 番目の分割区間の時間長を t_i とし、そこに含まれるユニークなパターンの数を p_i とすれば (図 2)、 t_i 個の面をもったダイスに p_i 種類を割り当てるコストであり、 t_{i-1} の候補から p_{i-1} 個の境界を選ぶことと同等である。

$$DL_P(\mathbf{x}|M) = \sum_i^m \log_2 \binom{t_i-1}{p_i-1}$$

(iii)は、 i 番目の分割区間における j 番目のユニークなパターンの時間長を l_{ij} とすれば (図 2)、情報量の定義より、系列が生成される確率の対数である。

$$DL_D(\mathbf{x}|M) = \sum_i^m \sum_j -l_{ij} \log_2 \frac{l_{ij}}{t_i}$$

また、モチーフ M を用いて時系列データ x を分割することによる記述長の圧縮率 (Compression Ratio) CR を

$$CR = \frac{DL(x|M)}{DL(x)}$$

とする。ただし、 $DL(x)$ は時系列データ x を分割しない場合の記述長である。分割しない場合の記述長に比べて分割した場合の記述長が小さければ、つまり CR が小さければ、分割に用いたモチーフ M は重要であると考えられる。

3. 実験

3.1 実験方法

名古屋大学医学部で行われている医療面接セミナーにおける、医学生と模擬患者の模擬医療面接 8 件 (597.0±117.0 秒) を記録した。これらに Primitive の区間を著者の 1 人が手動でタグ付けした。そして、8 件の平均特異度が 1 以上となる 31 個の重要パターンを得た[1, 2]。この重要パターンのみを用いて、医療面接をパターンの時系列で記述した。なお、全パターン系列に占める重要パターンの時間割合は 0.73 ± 0.03 であった。この重要パターンの時系列データを入力としてモチーフ発見を行う。

3.2 結果

8 件の医療面接のパターンの時系列データについて、抽出されたモチーフは 219 ± 34 個であった。すべてのモチーフについて CR と大きさ、頻度、総時間長の関係をそれぞれ図 3, 4, 5 に示す。また、モチーフごとの CR の平均 (CR の和を出現した件数で割った値) を図 6 に示す。

3.3 考察

我々は、大きさや頻度や総時間長がそれぞれ大きなモチーフを重要なモチーフとして発見したい。図 4, 5 より、頻度や総時間長が大きいほど、 CR が小さく、本指標において重要なモチーフとなり、目的を達成している。しかし、図 3 より、モチーフの大きさが小さいほど、 CR が小さく、本指標において重要なモチーフとなる。これはモチーフの大きさが小さいほど頻度や総時間長が大きいものが多いためだと考えられる。よって、本指標が目的とする重要なモチーフを発見するのに有効であると言える。

図 6 より、我々が注目するのはグラフの右下・左下部分である。右下部分は多くの医療面接において共通的に重要なモチーフである。例えば、図 7(a)の話者交替 (7 件, $CR=0.77$) や(b)の会話に身振りを加える行為 (8 件, $CR=0.82$) を発見できた。また、左下部分はある特定の医療面接の試行にのみ顕著な (すなわち特徴的な) モチーフである。例えば、図 7(c)のメモ中の発話 (1 件, $CR=0.78$) を発見できた。メモ中の発話は、患者の方に視線を戻してから発話することを求められるため、この医療面接ではそれが十分に行えていなかった可能性がある。

8 件の医療面接のパターンの時系列についてそれぞれ記述長の小さいモチーフ順にパターンをモチーフへと置き換えた。このとき、パターンの時系列のうちモチーフが占める時間割合を図 8 に示す。図 8 より、50 番目までのモチーフでパターンの時系列の多くの部分 (6 割から 8 割) を置き換えることができるため、モチーフによる意味付けが有効であることが示唆される。約 8 割で頭打ちになるのはモチーフに挟まれた長さ 1 の部分系列が約 2 割程度あり、モチーフとして記述されないためである。

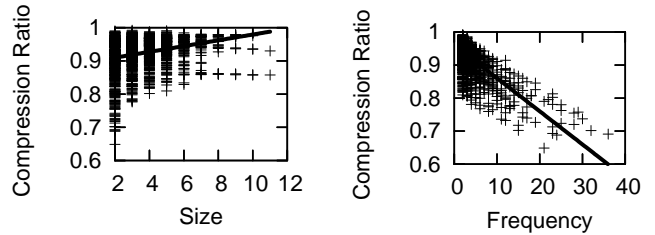


図 3. モチーフの大きさと CR

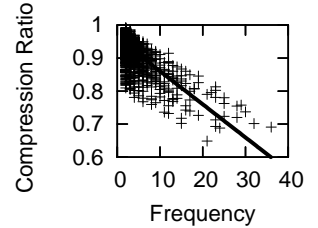


図 4. モチーフの頻度と CR

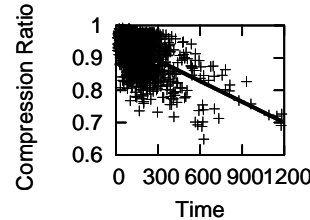


図 5. モチーフの総時間長と CR

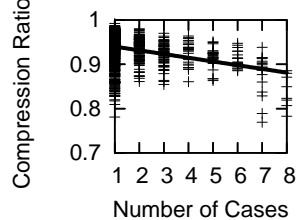


図 6. 出現件数と平均 CR

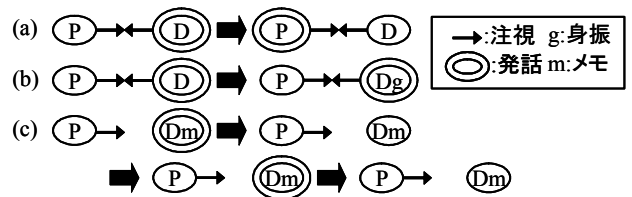


図 7. 重要なモチーフの例

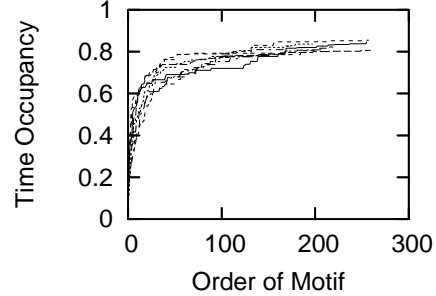


図 8. 8 件の医療面接におけるモチーフの占める時間割合

4. おわりに

本稿では、医療面接における非言語情報の時系列データから重要なモチーフを発見した。今後は事例を増やし、詳細に分析する必要がある。そして、図 7(c)のような指摘や重要なモチーフによる意味付けを行うことで、モチーフの有効性を示したいと考えている。

謝辞

本研究は科学研究費補助金(課題番号:18300048)によった。

参考文献

- [1] 森田 友幸ら, “マルチモーダルインタラクション記録からのパターン発見手法”, 情報処理学会論文誌, Vol. 47, No. 1, pp.121-130, (2006).
- [2] Yuichi Sawamoto, et al., “Extraction of Important Interactions of Medical Interviews Using Nonverbal Information”, In Proc. of 9th International Conference on Multimodal Interface, pp.82-85, (2007).
- [3] Jessica Lin, et al., “Finding Motifs in Time Series”, Workshop Notes of the 2nd Workshop on Temporal Data Mining, pp. 53-68, (2002).
- [4] Soumen Chakrabarti, et al., “Mining surprising patterns using temporal description length”, In Proc. of 24th International Conference on Very Large databases, pp. 606-617, (1998).
- [5] Yoshiki Tanaka, et al., “Discovery of Time-Series Motif from Multi-Dimensional Data Based on MDL Principle”, Machine Learning, vol.58, pp.269-300, (2005).