

集団同期によるデータクラスタリング

宮野 尚哉[†] 筒井 孝子^{††}

[†] 立命館大学理工学部 〒 525-8577 滋賀県草津市野路東 1-1-1

^{††} 国立保健医療科学院 〒 060-8628 埼玉県和光市南 2-3-6

E-mail: †tmiyano@se.ritsumei.ac.jp, ††tsutsui@niph.go.jp

あらまし 集団同期の蔵本モデルを応用したデータマイニング手法を提案する。位相振動子の自然周波数をベクトル量に拡張し、これらに多変量データを代入する。位相差の関数としての短距離相互作用を振動子間に導入し、ベクトルデータの仮想的な集団同期を実現する。この同期現象はデータ集団における相転移と解釈され、同期周波数を同期集団の代表値と見なすことによってデータクラスタリングが達成される。本手法を要介護保険の認定データに適用し、要介護高齢者の健康状態におけるパターンの抽出を行った。その結果、3つの典型的パターンが存在することが明らかとなった。

キーワード 集団同期, 位相振動子, データマイニング, 医療情報

Data Clustering by Collective Synchronization in an Ensemble of Multivariate Data

Takaya MIYANO[†] and Takako TSUTSUI^{††}

[†] Faculty of Science and Engineering, Ritsumeikan University 1-1-1 Noji-higashi, Kusatsu, Shiga 525-8577, Japan

^{††} National Institute of Public Health 2-3-6, Minami, Wako, Saitama 351-0197, Japan

E-mail: †tmiyano@se.ritsumei.ac.jp, ††tsutsui@niph.go.jp

Abstract We propose a new method of data mining based on an analogue of the Kuramoto model. In the method, multivariate data are input to the natural frequencies of phase oscillators that form a local network through short-range interactions between phase vectors. Common frequencies of groups of phase oscillators attained by partial phase-locking are interpreted as major templates representing general features of the multivariate data set. This method was applied to the national database of care needs certification for the Japanese public long-term care insurance program. Data synchronization was achieved and generated three major patterns in the ageing process of the frail elderly.

Key words Collective Synchronization, Phase Oscillator, Data Mining, Medical Information

1. はじめに

今日までの半世紀にわたるコンピュータ科学と情報工学の驚異的な進歩によって、様々な情報がデータベース上にデジタルデータとして保存、蓄積され、ネットワーク化された通信インフラを介して随時利用できるような社会が実現しつつある。インターネットの普及は情報化社会の発展を加速している。最近では、無線通信機能をもつセンサシステムを環境に展開して、環境情報を遠隔地から収集することを可能にするような情報インフラとしてのセンサネットワークの概念が提案されており、ネットワーク化された電子システム上で利用可能なデータ

は、規模と範疇の両者において爆発的に増加しつつある。大規模データベースの重要な用途の一つは、大量のデータから集団の特徴を表す一般的パターンを抽出する、即ち、大量のスパース (sparse) なデータからの汎化された情報を生成するデータマイニングである。このような社会的要求に応えるべく、データマイニングのための様々なアルゴリズムが提案されている。Kohonen による自己組織化写像は有力な手法の一例であり、実際、実用的な手法として広く活用されている [1]。これら従来のアルゴリズムの多くは、データから抽出すべき一般的特徴やパターンに関する何らかの事前情報を必要とする。例えば、Kohonen のアルゴリズムでは、パターン形成の核となるべき

雛形パターンが予め必要とされる。しかしながら、実際のデータマイニングにおいては、データの一般的特徴はデータから獲得すべきものであり、利用可能な事前情報はない場合が多い。

本研究では、何らの事前情報を用いることなく、データ自身にその特徴を生成させるための手法に関する提案を行う。データ自身が一般的特徴を形成する過程は、データが“相転移”を通して秩序構造を形成する過程と見ることもできるかも知れない。筆者らは、このようなアイデアを、集団同期の蔵本理論[2]-[4]を応用して実現できる可能性があることを見出した[5]。この手法は、時系列の近似モデルの良否をデータとモデルの同期を通して評価する手法[6],[7]とはまったく異なる。本報告では、[5]に示した手法と類似の別のダイナミックスを用いて、[5]と同様なデータ分析結果が得られることを示す。[5]では、提案した手法を要介護認定データベースに適用し、要介護高齢者の状態には3つの典型的パターンが存在することを示唆したが、このような仮説は本報告によって支持される。

2. 位相振動子ネットワーク上のデータ同期

位相振動子ネットワーク上の集団同期現象を利用したデータマイニング手法[5]の概要は以下のとおりである。今、 D 自由度の多変量データが N 個与えられたとする。これらを $\bar{x}_i = (x_i(1), \dots, x_i(D))$ ($i = 1, \dots, N$) と表す。位相振動子ネットワークの蔵本モデルのダイナミックスにおいて、自然周波数に多変量データを代入し、かつ、振動子間の相互作用範囲が位相差に応じて限定されたダイナミックスを考える。

$$\frac{d\theta_i(n)}{dt} = x_i(n) + \frac{K}{N_i} \sum_{j=1}^N H(\bar{d}_{i,j}) \sin(\theta_j(n) - \theta_i(n)) \quad (1)$$

ただし、 $K > 0$ は結合定数、 $\theta_i(n)$ は位相ベクトル $\bar{\theta}_i = (\theta_i(1), \dots, \theta_i(D))$ の第 n 成分である。位相ベクトルの初期値は乱数によって与えられる。 $\bar{\theta}_i$ の時間微分は、 \bar{x}_i の更新結果を表す。位相振動子の相互作用範囲を決定する関数 H は、データベクトル間距離 $\bar{d}_{i,j} = |\bar{x}_i - \bar{x}_j|$ について $\bar{d}_{i,j} \leq \bar{d}_0$ ならば

$$H(\bar{d}_{i,j}) = 1$$

$\bar{d}_{i,j} > \bar{d}_0$ ならば

$$H(\bar{d}_{i,j}) = 0$$

と定義される。ただし、 $\bar{d}_0 = \alpha |\bar{x}_i|$ 、 $\alpha > 0$ は定数である。こうして、位相ベクトル \bar{x}_i が相互作用できる N_i 個の近接ベクトルが決定される。

式(1)で与えられるダイナミックスは、蔵本モデルの優れた特徴である mean field character を局所的に保持するので、データベクトルが無数個与えられた極限におけるデータ同期の統計的性質を表現することができる。これは、局所的な秩序パラメータをベクトル量に拡張することによって確かめられる。

$$r_i(n) \exp(i\psi_i(n)) = \frac{1}{N_i} \sum_{j=1}^N H(\bar{d}_{i,j}) \exp(i\theta_j(n)) \quad (2)$$

$\bar{r}_i = (r_i(1), \dots, r_i(D))$ は局所的な秩序度であり、 $\bar{\psi}_i =$

$(\psi_i(1), \dots, \psi_i(D))$ は局所的な平均場である。これらのパラメータを用いると、式(1)は

$$\frac{d\theta_i(n)}{dt} = x_i(n) + K r_i(n) \sin(\psi_i(n) - \theta_i(n)) \quad (3)$$

と書き直され、local mean field character が明示される。式(3)より、係数 K と α は、 $K r_i(n) \geq |x_i(n) - X_g(n)|$ を満たし、かつ、 \bar{x}_i の近接ベクトル数が十分に確保されるように与えられればよいことが分かる。こうして、データ集団の部分同期が達成され、データが自発的にグループ化されるであろう。各グループのメンバーが収束する共通の周波数を $\bar{X}_g = (X_g(1), \dots, X_g(D))$ ($g = 1, \dots, Q$; Q がグループ数) とすると、これらがもとの多変量データ集団から抽出された一般的特徴としてのテンプレートを表現する。

式(1)に一見類似しているダイナミックスは

$$\frac{d\bar{\theta}_i}{dt} = \bar{x}_i + \frac{K}{N_i} \sum_{j=1}^N (\bar{\theta}_j - \bar{\theta}_i) H(\bar{d}_{i,j}) \sin\left(\frac{\pi \bar{d}_{i,j}}{2\bar{d}_0}\right) \quad (4)$$

$$d_{i,j} = |\bar{\theta}_i - \bar{\theta}_j| \quad (5)$$

である。このダイナミックスは、式(1)とは異なり、mean field character を保持しない。また、振動子間の位相差が減少するにつれて、より速く相互作用が弱まる。

3. Case Study

前節で述べた2つのダイナミックス、即ち、式(1)と式(4)を用いて、データクラスターリングの実証実験を行った。実験に用いた多変量データは、2000年よりわが国で施行されている介護保険制度における要介護認定データである[8],[9]。この保険制度では、65歳以上の要介護高齢者は、心身の健康状態に応じて認定された等級に基づいて保険金が地方自治体から支給され、これを経済的原資に用いて様々な介護サービスを購入することができる。要介護認定に当たっては、高齢者は73項目の健康状態に関する調査を受け、調査結果から電子システムによって判定される要介護等級[10]と医師による意見をもとに認定委員会が高齢者の要介護等級を最終決定する。73項目の調査項目と回答に対して与えられるスコアの一覧は、表1および表2の左側2列に記載されている。

介護保険制度の施行以来、全国の認定データは、73項目のスコア値と要介護等級からなる多変量データとしてデータベースに保存、蓄積されており、そのデータ規模は2500万症例に達している。この大規模データは、わが国における要介護高齢者の状態像を反映する。このデータから、多数の要介護高齢者が該当するような共通の特徴的パターンが発見されたとする、その成果は今後の保険制度の改訂において非常に重要な情報となるであろう。しかしながら、このデータベースを構成する73項目の調査事項に対する回答サンプルは、73次元の自由度の多変量データベクトルであり、従来のデータマイニング手法を用いてパターン抽出を行うことは困難である。

本研究では、2500万症例のデータから無作為に選択された2000症例の73次元多変量データからなるサンプルデータ集団を12集団作成し、前節で述べたデータ同期の手法を用いて、

特徴的パターンの抽出実験を行った。 $K = 10$, $\alpha = 0.7$, および、4 次の Runge-Kutta 法の時間刻み幅 0.1 の条件下で式 (1) によりデータ分析を行ったところ、[5] に記したように、部分的集団同期 (partial synchronization) が達成され、3 つの主なベクトルが得られた。これらを表 1 に示す。これら 3 つの共通ベクトルに属するデータメンバーの総数は、全サンプルデータ数のおよそ 75% に相当する。表 1 と本質的に同様な結果が、 $K = 0.4$, $\alpha = 0.7$, および、4 次の Runge-Kutta 法の時間刻み幅 0.1 の条件下で式 (4) によって分析実験を行った場合にも得られた。この結果を表 2 に示す。

いずれのダイナミクスを用いた場合にも、3 つの主な要介護高齢者の状態像が抽出された。これらを class 1, class 2, class 3 と名付けて分類する。class 1 の主な特徴は、足に機能的障害があることである。これは歩行や足を使った運動時の支障となって現れている。class 3 では、足の機能的障害が進行すると同時に、短期記憶や知的判断の能力低下が顕著に認められる。class 2 は、class 1 から class 3 への健康状態の悪化の過程の中間地点に該当するように思われる。これらのパターンは、高齢化にともなって現れやすい機能低下として、従来より信じられてきたパターンに類似していると言えるかも知れないが、数理的手法によって well-defined のデータから実証的に導かれた情報であるという点で、重要な意義をもつものと言えるであろう。

4. 結 論

本研究では、データ集団に仮想的な集団同期、即ち、データ同期を導入して、データ集団の“相転移”を引き起こすことによって、データクラスタリングを実現した。このような情報処理の動的プロセスは、生体の脳における神経パルス列の同期と時間間隔による情報コード化に関する仮説を思い起こさせる [11]–[20]。本手法において得られた部分同期の安定性とデータクラスタリング結果の信頼性との関連、部分同期のパラメータ α への依存性、あるいは、様々な多変量データへの適用を通じたデータマイニング手法としての有用性の検証等、課題は多いが、今後、これらの解決に向けて研究を続けたい。

謝 辞

本研究を行うにあたり有益な助言と技術的支援をいただいた東野定律博士および谷口仁志氏に感謝の意を表す。本研究の一部は厚生労働省厚生労働科学研究費補助金による助成のもとで行われたものである。ここに謝意を表す。

文 献

- [1] T. Kohonen, “Self-Organized Formation of Topologically Correct Feature Maps,” *Biol. Cybern.*, vol.43, pp.59–69, 1982.
- [2] Y. Kuramoto, *Chemical Oscillations, Waves, and Turbulence*, Springer, New York, 1984.
- [3] S. H. Strogatz, “From Kuramoto to Crawford: Exploring the Onset of Synchronization in Populations of Coupled Oscillators,” *Physica D*, vol.143, pp.1–20, 2000.
- [4] R. E. Mirollo and S. H. Strogatz, “The Spectrum of the Locked State for the Kuramoto Model of Coupled Oscillators,” *Physica D*, vol.205, pp.249–266, 2005.

- [5] T. Miyano and T. Tsutsui, “Data Synchronization in a Network of Coupled Phase Oscillators,” *Phys. Rev. Lett.*, vol.98, no.2, pp.024102-1–024102-4, 2007.
- [6] L. A. Aguirre, E. C. Furtado, and L. A. B. Tórres, “Evaluation of Dynamical Models: Dissipative Synchronization and Other Techniques,” *Phys. Rev. E*, vol.74, pp.066203-1–066203-16, 2006.
- [7] R. Brown, N. F. Rulkov, and E. R. Tracy, “Modeling and Synchronizing Chaotic Systems from Time-Series Data,” *Phys. Rev. E*, vol.49, no.5, pp.3784–3800, 1994.
- [8] T. Tsutsui and N. Muramatsu, “Care-Needs Certification in the Long-Term Care Insurance System of Japan,” *J. Am. Geriatr. Soc.*, vol.53, pp.522–527, 2005.
- [9] J. C. Campbell and N. Ikegami, “Long-Term Care Insurance Comes to Japan,” *Health Aff.*, vol.19, pp.26–39, 2000.
- [10] T. Miyano, T. Tsutsui, Y. Seki, S. Higashino, and H. Taniguchi, “Prediction of Care Class by Local Additive Reference to Prototypical Examples,” *IEEE Trans. Inf. Technol. Biomed.*, vol.9, no.4, pp.502–507, 2005.
- [11] J. A. Acebron, L. L. Bonilla, C. J. P. Vicente, F. Ritort, and R. Spigler, “The Kuramoto Model: A Simple Paradigm for Synchronization Phenomena,” *Rev. Mod. Phys.*, vol.77, pp.137–185, 2005.
- [12] C. M. Gray and W. Singer, “Stimulus-Specific Neuronal Oscillations in Orientation Columns of Cat Visual Cortex,” *Proc. Natl. Acad. Sci. USA*, vol.86, pp.1698–1702, 1989.
- [13] Y. Kuramoto, “Collective Synchronization of Pulse-Coupled Oscillators and Excitable Units,” *Physica D*, vol.50, pp.15–30, 1991.
- [14] H. Sompolinsky, D. Golomb, and D. Kleinfeld, “Cooperative Dynamics in Visual Processing,” *Phys. Rev. A*, vol.43, pp.6990–7011, 1991.
- [15] W. R. Softky and C. Koch, “The Highly Irregular Firing of Cortical Cells is Inconsistent with Temporal Integration of Random EPSPs,” *J. Neurosci.*, vol.13, pp.334–350, 1993.
- [16] J. J. Hopfield, “Pattern Recognition Computation Using Action Potential Timing for Stimulus Representation,” *Nature*, vol.376, pp.33–36, 1995.
- [17] H. Fujii, H. Ito, K. Aihara, N. Ichinose, and M. Tsukada, “Dynamical Cell Assembly Hypothesis - Theoretical Possibility of Spatio-Temporal Coding in the Cortex,” *Neural Networks*, vol.9, pp.1303–1350, 1996.
- [18] P. Seliger, S. C. Young, and L. S. Tsimring, “Plasticity and Learning in a Network of Coupled Phase Oscillators,” *Phys. Rev. E*, vol.65, pp.041906-1–041906-7, 2002.
- [19] H. Haken, “Synchronization and Pattern Recognition in a Pulse-Coupled Neural Net,” *Physica D*, vol.205, pp.1–6, 2005.
- [20] R. Gutig and H. Sompolinsky, “The Tempotron: A Neuron That Learns Spike Timing-Based Decisions,” *Nat. Neurosci.*, vol.9, pp.420–428, 2006.

表 1 要介護高齢者の健康状態における典型的パターン。式 (1) を利用した。表の第 1 列は 73 項目からなる要介護認定質問事項、第 2 列は回答に対する評価スコアを表す。“-1”は健康であること、1~最大値は健康状態に問題があること（整数スコアの増加は悪化）を表す。第 3 列~第 5 列は、データ同期によって得られた代表的 3 パターンである。

調査項目	評価スコア	Class 1	Class 2	Class 3
1. 麻痺 (左一上肢)	-1, 1	-0.9	-0.9	-1
2. 麻痺 (右一上肢)	-1, 1	-0.9	-0.9	-0.9
3. 麻痺 (左一下肢)	-1, 1	-0.2	0	0.2
4. 麻痺 (右一下肢)	-1, 1	-0.2	-0.2	-0.4
5. 麻痺 (その他)	-1, 1	-0.8	-0.8	-0.9
6. 拘縮 (肩関節)	-1, 1	-0.8	-0.8	-0.7
7. 拘縮 (肘関節)	-1, 1	-0.9	-0.9	-0.8
8. 拘縮 (股関節)	-1, 1	-0.8	-0.8	-0.8
9. 拘縮 (膝関節)	-1, 1	-0.3	-0.3	-0.3
10. 拘縮 (足関節)	-1, 1	-0.8	-0.9	-1
11. 拘縮 (その他)	-1, 1	-0.6	-0.6	-0.6
12. 寝返り	-1, 1, 2	-0.5	0.6	0.4
13. 起き上がり	-1, 1, 2	0.1	0.3	0.4
14. 両足での座位	-1, 1, 2, 3	-0.7	0.4	0.6
15. 両足つかない座位	-1, 1, 2, 3	0	0.5	0.5
16. 両足での立位	-1, 1, 2	-0.8	0.3	0.5
17. 歩行	-1, 1, 2	0.6	0.6	0.6
18. 移乗	-1, 1, 2, 3	0.6	0.7	0.7
19. 立ち上がり	-1, 1, 2	-0.6	1.5	1
20. 片足での立位	-1, 1, 2	-0.9	-0.9	-0.8
21. 浴槽の出入り	-1, 1, 2, 3	-0.7	-0.7	-0.6
22. 洗身	-1, 1, 2, 3	-0.8	-0.8	-0.9
23. じょくそう	-1, 1	-0.9	-0.5	0.6
24. 皮膚疾患	-1, 1	-0.9	-0.1	0
25. 片手の元持ち上げ	-1, 1, 2	-0.9	-0.3	0.3
26. 嚥下	-1, 1, 2	-0.9	-0.2	1.4
27. 尿意	-1, 1, 2	-0.3	1.8	1.3
28. 便意	-1, 1, 2	-0.9	1.3	1.4
29. 排便後の後始末	-1, 1, 2, 3	-0.9	1.7	1.7
30. 排便後の後始末	-1, 1, 2, 3	-0.7	0.1	0.6
31. 食器取	-1, 1, 2, 3	-0.5	0.7	0.7
32. 口腔清潔	-1, 1, 2	-0.6	-0.6	-0.7
33. 洗顔	-1, 1, 2	-0.3	-0.3	-0.4
34. 整髪	-1, 1, 2	-0.9	-0.8	-0.2
35. つめ切り	-1, 1, 2	-0.9	-0.9	-1
36. ボタンのかけはずし	-1, 1, 2, 3	-0.9	-0.7	0.1
37. 上衣の着脱	-1, 1, 2, 3	-0.9	-0.9	-0.9
38. スポン等の着脱	-1, 1, 2, 3	-0.9	-0.9	-0.4
39. 靴下の着脱	-1, 1, 2, 3	-0.9	-0.9	-0.8
40. 居室の掃除	-1, 1, 2	-0.9	-0.9	-0.8
41. 痰の内服	-1, 1, 2	-0.9	-0.9	-0.9
42. 金銭の管理	-1, 1, 2	-0.9	-0.9	-0.7
43. ひどい物忘れ	-1, 1, 2	-0.9	-0.9	-0.9
44. 周囲への無関心	-1, 1, 2	-0.9	-0.9	-0.8
45. 筋力	-1, 1, 2, 3, 4	-0.9	-0.9	-0.8
46. 脱力	-1, 1, 2, 3, 4	-0.8	-0.8	-0.8
47. 意思の伝達	-1, 1, 2, 3	-0.9	-0.9	-0.8
48. 指示への反応	-1, 1, 2	-0.8	-0.9	-0.8
49. 毎日の日課を理解	-1, 1	-0.9	-0.9	-0.8
50. 生年月日をいう	-1, 1	-0.9	-0.9	-0.4
51. 短期記憶	-1, 1	-0.9	-0.9	-0.8
52. 自分の名前をいう	-1, 1	-0.9	-0.9	-0.8
53. 今の季節を理解	-1, 1	-0.9	-0.9	-0.8
54. 場所の理解	-1, 1	-0.9	-0.9	-0.8
55. 被害的	-1, 1, 2	-0.9	-0.9	-0.8
56. 作話	-1, 1, 2	-0.8	-0.9	-0.9
57. 幻視幻聴	-1, 1, 2	-0.9	-0.9	-0.8
58. 感情が不安定	-1, 1, 2	-0.9	-0.9	-0.8
59. 昼夜逆転	-1, 1, 2	-0.9	-0.9	-0.8
60. 暴言暴行	-1, 1, 2	-0.4	-0.4	0.5
61. 同じ話をする	-1, 1, 2	-0.7	0.1	0.4
62. 大声をだす	-1, 1, 2	0	1.4	0.5
63. 介助に抵抗	-1, 1, 2	-0.5	1.2	1.3
64. 常時の徘徊	-1, 1, 2	-0.9	-0.9	-0.9
65. 落ちつきなし	-1, 1, 2	-0.9	-0.6	0.2
66. 外出して戻れない	-1, 1, 2	-0.9	-0.7	-0.3
67. 一人で出たがる	-1, 1, 2	-0.8	0.6	1.8
68. 収集癖	-1, 1, 2	-0.9	0.5	1.5
69. 火の不始末	-1, 1, 2	-0.9	1.4	1.4
70. 物や衣類を壊す	-1, 1, 2	-0.9	1.5	1.7
71. 不潔行為	-1, 1, 2	0.7	1	1.2
72. 異常行動	-1, 1, 2	-0.9	-0.9	1.4
73. 性的迷惑行為	-1, 1, 2	-0.9	-0.9	-0.9

表 2 要介護高齢者の健康状態における典型的パターン。式 (4) を利用した。表の第 1 列は 73 項目からなる要介護認定質問事項、第 2 列は回答に対するスコアを表す。“-1” は健康であること、1~最大値は健康状態に問題があること（整数スコアの増加は悪化）を表す。第 3 列~第 5 列は、データ同期によって得られた代表的 3 パターンである。

調査項目	評価スコア	Class 1	Class 2	Class 3
1. 麻痺 (左-上肢)	-1, 1	-1	-0.8	-0.6
2. 麻痺 (右-上肢)	-1, 1	-1	-0.9	-0.6
3. 麻痺 (左-下肢)	-1, 1	-0.4	0.1	0.7
4. 麻痺 (右-下肢)	-1, 1	-0.4	0	0.6
5. 麻痺 (その他)	-1, 1	-0.9	-0.9	-0.8
6. 拘縮 (肩関節)	-1, 1	-0.9	-0.8	-0.6
7. 拘縮 (肘関節)	-1, 1	-1	-0.9	-0.8
8. 拘縮 (股関節)	-1, 1	-0.9	-0.9	-0.7
9. 拘縮 (膝関節)	-1, 1	-0.4	-0.3	-0.3
10. 拘縮 (足関節)	-1, 1	-0.9	-0.9	-0.8
11. 拘縮 (その他)	-1, 1	-0.7	-0.7	-0.6
12. 寝返り	-1, 1, 2	-0.7	-0.3	0.5
13. 起き上がり	-1, 1, 2	0	0.4	1
14. 両足での座位	-1, 1, 2, 3	-0.8	-0.4	0.8
15. 両足つかない座位	-1, 1, 2, 3	-0.2	0.4	1.2
16. 両足での立位	-1, 1, 2	-0.9	-0.5	1
17. 歩行	-1, 1, 2	0.5	0.8	1.2
18. 移乗	-1, 1, 2, 3	0.5	0.9	1.5
19. 立ち上がり	-1, 1, 2	-0.7	-0.1	1.4
20. 片足での立位	-1, 1, 2	-1	-1	-0.9
21. 浴槽の出入り	-1, 1, 2, 3	-0.8	-0.7	-0.6
22. 洗身	-1, 1, 2, 3	-0.9	-0.9	-0.5
23. じょくそう	-1, 1	-1	-0.8	0
24. 皮膚疾患	-1, 1	-1	-0.7	0.6
25. 片手胸元持ち上げ	-1, 1, 2	-1	-0.7	0.6
26. 嚥下	-1, 1, 2	-1	-0.8	0.5
27. 尿意	-1, 1, 2	-0.4	0.2	1.6
28. 便秘	-1, 1, 2	-0.9	-0.5	1.7
29. 排便後の後始末	-1, 1, 2, 3	-0.9	-0.4	1.9
30. 排便後の後始末	-1, 1, 2, 3	-0.6	-0.3	1
31. 食事摂取	-1, 1, 2, 3	-0.4	-0.1	1.4
32. 口腔清潔	-1, 1, 2	-0.7	-0.6	-0.3
33. 洗顔	-1, 1, 2	-0.3	-0.2	0.1
34. 整髪	-1, 1, 2	-1	-0.9	-0.1
35. つめ切り	-1, 1, 2	-0.9	-0.9	-0.3
36. ボタンのかけはずし	-1, 1, 2, 3	-0.9	-0.9	0
37. 上衣の着脱	-1, 1, 2, 3	-1	-1	-0.5
38. スポン等の着脱	-1, 1, 2, 3	-0.9	-0.9	-0.1
39. 靴下の着脱	-1, 1, 2, 3	-1	-1	-0.9
40. 居室の掃除	-1, 1, 2	-0.9	-0.9	-0.3
41. 薬の内服	-1, 1, 2	-1	-1	-0.5
42. 金銭の管理	-1, 1, 2	-0.9	-1	-0.8
43. ひどい物忘れ	-1, 1, 2	-1	-1	-0.9
44. 周囲への無関心	-1, 1, 2	-1	-1	-0.8
45. 視力	-1, 1, 2, 3, 4	-0.9	-0.9	-0.7
46. 聴力	-1, 1, 2, 3, 4	-0.9	-0.9	-0.6
47. 意思の伝達	-1, 1, 2, 3	-1	-1	-0.9
48. 指示への反応	-1, 1, 2	-0.8	-0.9	-0.7
49. 毎日の日課を理解	-1, 1	-1	-1	-0.8
50. 生年月日をいう	-1, 1	-1	-1	-0.5
51. 短期記憶	-1, 1	-1	-1	-0.7
52. 自分の名前をいう	-1, 1	-1	-1	-0.9
53. 今の季節を理解	-1, 1	-1	-1	-0.9
54. 場所の理解	-1, 1	-1	-1	-0.9
55. 被害的	-1, 1, 2	-1	-1	-1
56. 作話	-1, 1, 2	-0.9	-0.9	-1
57. 幻視幻聴	-1, 1, 2	-1	-1	-1
58. 感情が不安定	-1, 1, 2	-1	-1	-0.8
59. 昼夜逆転	-1, 1, 2	-1	-1	-0.9
60. 暴言暴行	-1, 1, 2	-0.3	-0.4	0.4
61. 同じ話を繰り返す	-1, 1, 2	-0.9	-0.5	0.5
62. 大声をだす	-1, 1, 2	-0.1	0.3	1.2
63. 介護に抵抗	-1, 1, 2	-0.6	0	1.6
64. 常時の徘徊	-1, 1, 2	-1	-1	-1
65. 落ちつきなし	-1, 1, 2	-1	-0.9	-0.1
66. 外出して戻れない	-1, 1, 2	-1	-0.9	-0.2
67. 一人で出たがる	-1, 1, 2	-0.9	-0.5	1.4
68. 収集癖	-1, 1, 2	-1	-0.6	1.3
69. 火の不始末	-1, 1, 2	-1	-0.5	1.5
70. 物や衣類を壊す	-1, 1, 2	-0.9	-0.4	1.8
71. 不審行為	-1, 1, 2	0.7	1.1	1.9
72. 異食行動	-1, 1, 2	-0.9	-0.9	-0.1
73. 性的迷惑行為	-1, 1, 2	-1	-1	-1