

北村メンタルヘルス学術振興財団は定期的に統計学に関する研修会を行なっております。また、北村メンタルヘルス研究所からは「臨床で働きながら研究をしよう:統計の裏わざと SPSS の使い方」という書籍を発行し、ご好評を得ています。現在、この書籍は改訂を行なっており、新たに上級コースに該当する内容を加える予定です。その一部をPDF資料として皆様に提供しているのがこの資料です。

北村メンタルヘルス研究所の出版物にご興味にある方は ⇒

<http://www.institute-of-mental-health.jp/books.html>

北村メンタルヘルス学術振興財団の研修にご興味のある方は ⇒

<http://www.kitamura-foundation.org/training.html>

北村メンタルヘルス学術振興財団主催のセミナーにご興味のある方は ⇒

<http://www.kitamura-foundation.org/training.html>

その他のお問い合わせは ⇒ info@institute-of-mental-health.jp

〒151-0063 東京都渋谷区富ヶ谷 2-26-3 リバーランドハウス富ヶ谷A棟

16

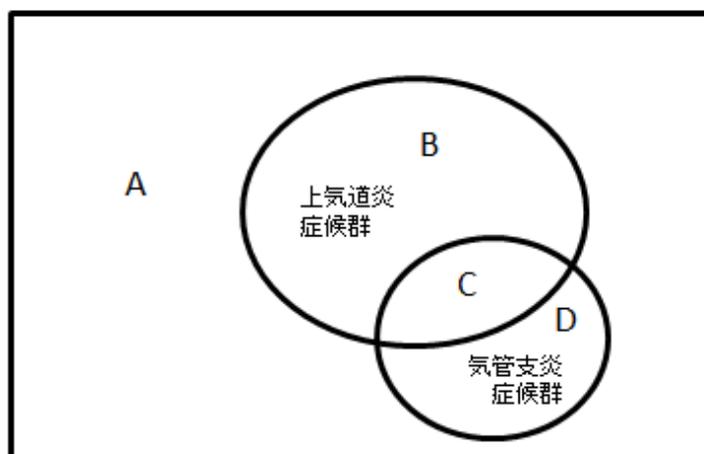
ケースをグループに分けよう

クラスター分析

1 属性の分類からケースの分類へ

1. 症状学と疾病分類学

洋の東西を問わず、医学における作業は一定の方式が存在する。疾患単位も分からず、病態や病因（原因）も分からない状態で、目の前にあるのは症状（symptoms）と兆候（sign）だけであった。精密な臨床観察を行うことが臨床研究上の最重要課題であった。よく見ると、ある症状（兆候）と別の症状（兆候）が同時に出現し、同時に消えてゆくことが認められた。これが症候群（syndrome）である。発熱、喉の痛み、咳、鼻づまり、鼻水……などがほぼ同時に発現し、同時に消えてゆく。これは上気道炎の症候群である。統計学的に言えば、この作業は多数の症状の中に潜在的因子を見出すことであった¹。



¹ 北村俊則 (2013). 精神科診断学概論：病理所見のない疾患の概念を求めて. 北村メンタルヘルス研究所.

図 16-1. 症候群の組み合わせ

しかし、症候群がすなわち疾患として認められるものでもない。さらに、いくつかの症候群があって、一人の人が複数の症候群を同時に体験することも多い。胸部を聴診すると雑音が認められ（兆候）、全身状態が著しく悪化するという症候群は、気管支や肺全体の炎症であろう。仮にこれを気管支炎症候群と呼ぼう。話を簡単にするために症候群が 2 つしかないとしよう。上気道炎症候群と気管支炎症候群である。ここに 100 人の患者がいる（図 15-1）。あるものは上気道炎症候群も気管支炎症候群も存在しない（A）。おそらく別の訴えで来院した患者である。別の群の患者は、上気道炎症候群を呈するものの、気管支炎症候群は呈していない（B）。ある患者は上気道炎症候群の症状と気管支炎症候群の症状を同時に呈する（C）。最後の患者群は、上気道炎症候群の症状はなく、気管支炎症候群の症状のみを呈する（D）。こうした状況を見て、臨床家は患者をその症状の出方のパターンからいくつかの群に分けるであろう。これが疾病分類学（nosology）の基本である。統計学的に言えば、因子分析で得られた因子得点のプロフィールから「ケース」をいくつかのグループに分けているのである。ここでは一人の患者（1 ケース）はどこかひとつのグループに配属されるのである。これがクラスター分析の考え方である。

メンタルヘルス領域におけるクラスターの考え方を振り返ってみよう（図 15-2）。精神症状は千差万別で、個人差も著しい。一人ひとりが異なる。一人として同じ症状、同じ経過の患者はいない。しかし、そうは言っても似通った複数の患者はいる。なんらかの共通項で似たものをくくり合わせる行為が「診断」（＝病名をつける）行為である。症状をくくり合わせる（＝因子分析を行う）のではなく、ケース（＝患者）をくくり合わせるほうがポイントである。

古典的ドイツ精神病理学では、精神疾患は内因性のものと反応性のものに分類されていた。前者は統合失調症（schizophrenia）と躁うつ病（manic depressive psychosis）から構成されていた。後者は神経症（neuroses）がその中心にあった。内因性精神病は幻覚や妄想などの現実見当識の障害である症状が存在するが、こうした症状は神経症には存在しない。一方、神経症では抑うつ、不安、恐怖、解離など多彩な症状があり、これらは内因性精神病にも出現しうると考えられていた。あるひとりの患者は「内因性精神病か反応性神経症のいずれかひとつに分類」されなければならない。「80%内因性で 20%反応性」といった評価は許されない。こうした階層構造は因子分析で「症状」のグループを確認しても分かるものではない。これもクラスター分析で初めて明らかにされ得るものである。

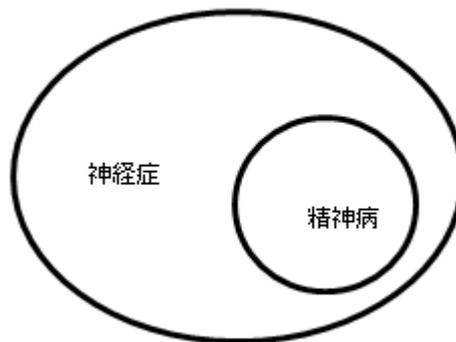


図 16-2. 神経症と精神病

2. クラスター分析の考え方

複数のケースをいくつかのグループに分ける基本的考え方を見てゆこう。いまここに 7 名の対象者がいるとしよう（図 15-3 (A)）。これらの対象者をグループ分けするには、1 人を 1 グループとしてみる。7 人いるから当然グループ数は 7 である（十人十色で、一組として同一の人物はいない）。グループ内の変動はゼロである。

次に 2 人を 1 組にする作業を行う。ここで各人の間の距離を測る。各人間の距離をすべて測り、その中で最も距離の短い 2 人を 1 グループとする。見てみると A と B の距離が最も短い。そこで A と B を 1 グループとす

16 ケースをグループに分けよう：クラスター分析

る (図 15-3 (B))。AとBの重心をこのグループの位置とする。グループ数は 6 になる。再度、各グループの間の距離を測るが、このとき、AとBの重心と他の対象者との距離を測る。すると最も距離の短いグループはCとDの組み合わせである (図 15-3 (C))。CとDで 1 グループとする (図 15-3 (C))。グループ数は 5 となる ((A+B), (C+D), E, F, G)。CとDでできるグループの位置は両者の重心とする。そこでこれら5グループ間の距離を測る。最も近いのは (C+D)とEの間であった。そこで (C+D)のグループにEを組み込み、(C+D+E)で 1 グループとする (図 15-3 (D))。ここでもこのグループの位置は 3 者の重心とする。グループ数は 4 となる ((A+B), (C+D+E), F, G)。またここで、グループ間の距離を測る。そして最も近距離の 2 グループを合体させる。今度は、FとGの間の距離が最も近い。そこでFとGを合わせて 1 グループとする。グループ数は 3 になる (図 15-3 (E))。さらに、この 3 グループ間の距離を測定すると、(A+B)と(F+G)の間の距離が最も短い。そこで、(A+B+F+G)をひとつのグループとする。グループ数は 2 まで集約される。そして最後に、7 名全員をひとつのグループとする (図 15-3 (F))。こうして恣意的にグループ数を設定してゆく。このように、最初はケースの数だけのクラスターを設定し、クラスターを順次融合してゆく方法を凝集型階層クラスター分析 (agglomerative hierarchical cluster analysis) という。本書では扱わないが、最初は全ケースを 1 クラスターと設定し、それを分離してゆく方法を、分枝型階層クラスター分析 (divisive hierarchical cluster analysis) という。

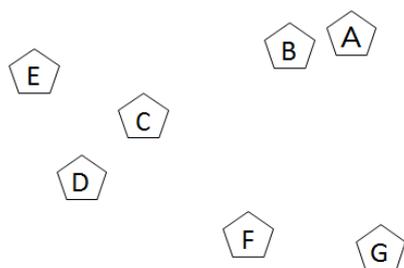


図 16-3 (A)

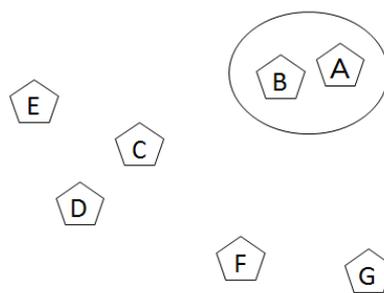


図 15-3 (B)

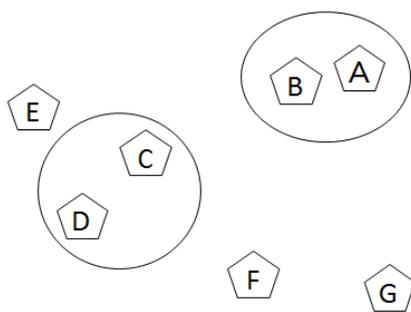


図 16-3 (C)

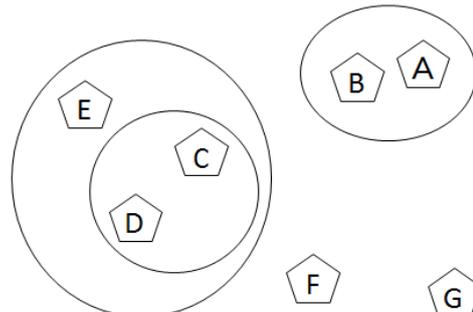


図 15-3 (D)

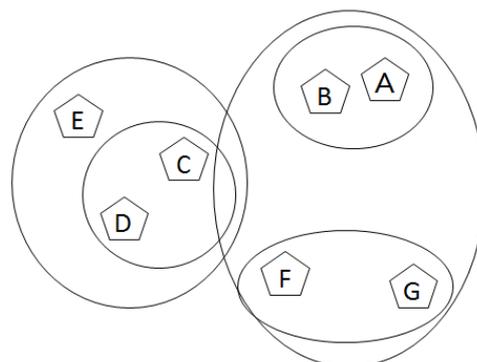
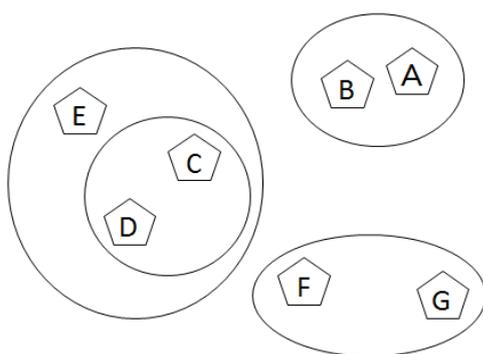


図 16-3 (E)

図 15-3 (F)

ところでグループ数はいくつが適切なのであろうか。図 15-3 (A) では一人がひとつのクラスターを形成しているから、グループ内の変動²はゼロであり（自分と自分との間の距離はゼロだから）、グループ数をひとつ減らすごとに増加する。ある時点でグループ数をひとつ減らしたときに急に変動が増加することがある。この時点が、「無理」にグループを作った場所になる³。そこで、グループ数の減少はその一歩手前で止めることになる。これを逆クラスター検定 (inverse cluster test) ともいう⁴。これがクラスター分析の基本的イメージである。しかし、クラスター数の決定方法がかなり恣意的であることがクラスター分析の弱点であり、クラスター数の決め方についてはさまざまな方法が提案されている⁵。

ところで、クラスター分析をする際に、どのケースがどのクラスターに属するかの情報は事前に分かってはいない。解析の結果、分かるものである。しかし、研究によっては各ケースがどのクラスターに属するかが事前に分かっている、研究者は各クラスターの特徴から属するクラスターを予測する式を求めたいこともある。例えば、三次医療機関に勤務している消化器外科の専門医がここに 1000 例のデータを持っていたとしよう。すでに生検は終了しており、病理所見から 250 名が胃がん、750 名が良性の胃潰瘍であることが分かっている。生検をする前の臨床情報（例：年齢、喫煙年数、飲酒量、身長、体重、腫瘍マーカーの値・・・）から 2 群を正確に予測する式を求めたいと考えた。この場合に採用すべき統計手法はクラスター分析でなく、判別分析 (discriminant analysis) である。

² 各クラスターの中にあるケースについて、各ケースとそのクラスターの重心との間の偏差の二乗和を級内変動という。

³ Thondike, L. R. (1953). Who belongs in the family? *Psychometrika*, 18(4), 267-276.

⁴ Lathrop, R. G., & Williams, J. E. (1987). The reliability of inverse scree tests for cluster analysis. *Educational and Psychological Measurement*, 47, 953-959.

Lathrop, R. G., & Williams, J. E. (1989). The shape of the inverse scree test for cluster analysis. *Educational and Psychological Measurement*, 49, 827-834.

⁵ Milligan, W. G., & Cooper, C. M. (1985). An examination of procedures for determining the number of clusters in a data set. *Psychometrika*, 50(2), 159-179.

2 クラスター分析の基本技法

1. クラスター距離の測定

複数のケースをいくつかのグループに分ける場合、類似しているものはひとつのグループとし、類似していないものは別のグループとして分ける作業を行う。つまり、距離の近いものを同じクラスターに属するものとして一緒にしてゆくのである。開始時点ではクラスターの数はケースの数と同じであると設定する。つまり 1 ケースがひとつのクラスターを形成していると考ええる。次に最も近いと考えられるふたつのクラスターをひとつに融合する。この際、ケースとケースの間（クラスターとクラスターの間）の「距離」（類似度）はどのように測定するのであろう。

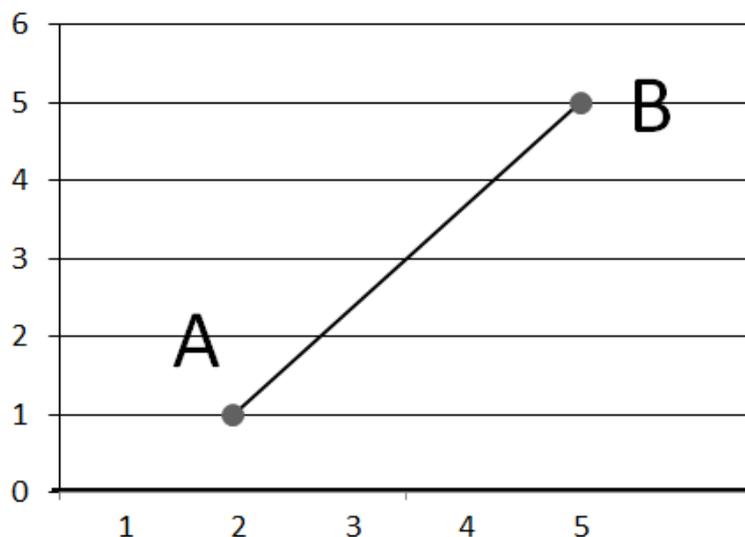


図 16-4 ユークリッド距離

ケースとケースの間の距離を測る「物差し」がひとつであれば、計算は簡単である。例えば「身長 (cm)」という変数で測定するなら、身長差がケースとケースの間の距離である。高身長のケースどうしてひとつのクラスターとし、低身長のケースどうして別のクラスターにすればよい。しかし、実際の研究では複数の指標を用いてケース間の類似度を測定する。そこで、複数の指標の最も単純なものとして 2 つの変数で類似度を測定することを考えよう。図 15-4 のような平面にふたつのケース、A と B が置いてあるとしよう。ふたつのケースの距離を測る変数は X と Y である。例えば、身長 (X) と体重 (Y) がそれだとしてしよう。A の座標が (X_A, Y_A) 、B の座標が (X_B, Y_B) だとする。そうすると A と B の直線的距離 (e_{AB}) は次の式で求められる。単純なピタゴラスの定理を用いた式である。これがユークリッド距離である。

$$e_{AB} = \sqrt{(X_B - X_A)^2 + (Y_B - Y_A)^2}$$

ただし、身長、体重には単位がついている。例えば身長をセンチでなくメートルで変えれば e_{AB} も変わってくる。これでは都合が悪いので、実際の計算では標準化作業を行ったうえで計算される。全ケースを対象にして、2 個ずつの組み合わせの「距離」をこうして測定し、その中で e_{AB} が最も少ない組み合わせを合体させるので

ある。では、距離を測る変数が 3 つ以上ある場合はどのようにするのか。いま、「距離」を測定する属性変数が n 個あり、 j 番目のケースと k 番目のケースの「距離」を測定する場合、ユークリッド距離は次の式で表せる。原理は同じである。直感的に分かることであるが、ユークリッド距離が使用できる距離の変数は連続量を示す変数に限られる。

$$e_{jk} = \sqrt{\sum_{i=1}^n (X_{ij} - X_{ik})^2}$$

SPSS のクラスター分析のデフォルトメニューは平方ユークリッド距離であり、次の式で表される。平方ユークリッド距離が使用できる距離の変数も連続量を示す変数に限られる。

$$e_{jk} = \sum_{i=1}^n (X_{ij} - X_{jk})^2$$

2つのケース間の距離の測定方法はほかにもいくつか存在する。SPSS では「階層クラスタ分析：方法」のダイアログ・ボックスで、「距離」を表示する変数が間隔尺度（比尺度）、度数尺度（順位尺度）、2値尺度（名義尺度）のそれぞれで選択できるように構成されている。

ケースとケースの間の「距離」が測定できたら、次にケースとケースを融合し、さらにクラスターとクラスターを融合して、最も適切な数のクラスターにまで編成してゆく方法について述べる。

2. クラスターの作成：階層的クラスタ分類

ケースとケースの間の「距離」を測定してから、複数のケースをまとめてゆく（融合してゆく）手法はいくつかある。その中で多く使われているのが Ward 法である。これは、間隔尺度以上の連続量を示す変数がすべての「距離」の変数として使用されている場合に用いることができる。

その融合で分散の増加が最も少ないものを選んでまとめる方法である。方法は、「各クラスターに属するケースの平均値を出し、その平均値から各ケースの差を求め、差を2乗したうえで、全クラスターを合算する」（平方和指標 E）ものである。この値が最も低いものを融合の対象とする。

最も簡単な例を見てみよう。A から D まで 4 つのケースがあり、X 軸と Y 軸という 2 つの変数（図 15-4）で距離を測定したとしよう（表 15-1）。

表 16-1. Ward 法によるクラスターの融合

ケース	X 軸	Y 軸
A	6	7
B	5	5
C	4	6
D	1	2

16 ケースをグループに分けよう：クラスター分析

凝集型階層クラスター分析 (agglomerative hierarchical cluster analysis) では最初に、1 ケースが 1 クラスターを作っている。A から D まで 4 つのケースがあるので、4 つのクラスターが存在する。どのクラスターでも「各クラスターに属するケースの平均値を出し、その平均値から各ケース（といっても 1 ケースしかない）の差を求め」ても値はゼロになる。そこで各クラスターの平方の合算である平方和指標もゼロになる。

$$E = \underbrace{((6-6)^2 + (7-7)^2)}_{\text{クラスター A}} + \underbrace{((5-5)^2 + (5-5)^2)}_{\text{クラスター B}} + \underbrace{((4-4)^2 + (6-6)^2)}_{\text{クラスター C}} + \underbrace{((1-1)^2 + (2-2)^2)}_{\text{クラスター D}} = 0$$

次のステップでは 4 つのケースのうち 2 つを融合させる。その場合、考えられるすべての組み合わせを考える。その組み合わせは

- (A+B), C, D
- (A+C), B, D
- (A+D), B, C
- A, (B+C), D
- A, (B+D), C
- A, B, (C+D)

の 6 通りである。

そこで最初の組み合わせの平方和指標 E を求めてみよう。A と B というふたつのケースでひとつのクラスターを作る。このクラスターで X の平均値は $M_{A+B}^X = (6+5)/2 = 5.5$, Y の平均値は $(7+5)/2 = 6$ である。そこで E を計算する。

$$E_{A+B,C,D} = \underbrace{((6-5.5)^2 + (7-6)^2 + (5-5.5)^2 + (5+6)^2)}_{\text{クラスター (AB)}} + \underbrace{((4-4)^2 + (6-6)^2)}_{\text{クラスター C}} + \underbrace{((1-1)^2 + (2-2)^2)}_{\text{クラスター D}} = 2.5$$

同様に他の 5 通りの組み合わせの E を求める。すると、

$$\begin{aligned} E_{A+B,C,D} &= 2.5 \\ E_{A+C,B,D} &= 2.25 \\ E_{A+D,B,C} &= 12.5 \\ E_{A,B+C,D} &= 0.5 \\ E_{A,B+D,C} &= 6.25 \\ E_{A,B,C+D} &= 6.25 \end{aligned}$$

ここで最も低い平方和指標は $E_{A,B+C,D} = 0.5$ であった。そこで B と C を合体・融合してひとつのクラスターとする。

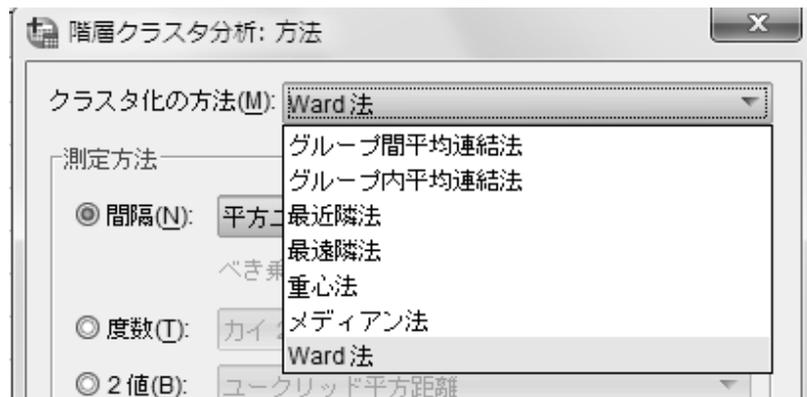
次に、A, (B+C), D という 3 つのクラスターがある中で、次の 2 つのクラスターの融合を考え、平方和指標を求める。その場合、考えられるすべての組み合わせを考える。その組み合わせは

- (A+B+C), D
- (A+D), (B+C)
- A, (B+C+D)

の 3 通りである。各組み合わせの平方和指標を求め、最も低い値の組み合わせが適切な融合であるとする。その次には 2 つのクラスターしか残らない。自動的に 2 つを融合し、ひとつのクラスターとし、平方和指標を計算する。

平方和を縦軸あるいは横軸に取り、各ケースが順に融合する経過を見るのが樹状図 (dendrogram) である。また、平方和が急に増加するステップの直前で融合を中止する。そうして最も少ない数のクラスターで、なおかつ融合に無理のない結論を求めるのである。

ところで、クラスター分析でクラスターを融合させる方法はいくつかある。「階層クラスター分析：方法」のダイアログ・ボックスの「クラスター化の方法 (M)」のプルダウン・メニューには次のような 7 つの手法が挙げられている。



グループ間平均連結法 (average-linkage-between-groups method, unweighted pair-group method:

UPGMA) : ひとつのクラスター (ケース : A, B, C) ともうひとつのクラスター (ケース : D, E, F) のそれぞれからひとつのケースを選択してできる組み合わせ (A D, A E, A F, B D, B E, B F, C D, C E, C F) の距離を平均し、その値を両クラスター間の距離であるとする。

グループ内平均連結法 (average linkage within groups) : ひとつのクラスター (ケース : A, B, C) ともうひとつのクラスター (ケース : D, E, F) に属するすべてのケースから作る可能性のある 2 ケースの組み合わせ (A B, A C, A D, A E, A F, B C, B D, B E, B F, C D, C E, C F, D E, D F, E F) の距離を平均し、その値を両クラスター間の距離であるとする。

最近隣法 (nearest neighbor method, single linkage) : ひとつのクラスター (ケース : A, B, C) ともうひとつのクラスター (ケース : D, E, F) のそれぞれからひとつのケースを選択してできる組み合わせのすべて (A D, A E, A F, B D, B E, B F, C D, C E, C F) の距離のうち最も短いものをもって、両クラスター間の距離であるとする。

最遠隣法 (further neighbor method, complete linkage) : ひとつのクラスター (ケース : A, B, C) ともうひとつのクラスター (ケース : D, E, F) のそれぞれからひとつのケースを選択してできる組み合わせのすべて (A D, A E, A F, B D, B E, B F, C D, C E, C F) の距離のうち最も遠いものをもって、両クラスター間の距離であるとする。

重心法 (centroid method) : ひとつのクラスターについて、ケース間の距離の測定に用いる複数の変数の平均でクラスターの座標を求め、これをそのクラスターの重心とする。クラスターを構成するケース数で重み付けを行ったうえでクラスターの重心間の距離を求め、これが最も短いクラスター群を融合させる。クラスター i とクラスター j を融合した新しいクラスター k の重心 (x_{k1}, x_{k2}) を求める式は次のようになる。ここでケース間の距離を測定する変数 x_1 の重心は (x_{i1}, x_{j1}) 、距離変数 x_2 の重心は (x_{i2}, x_{j2}) 、クラスター i とクラスター j を構成するケース数はそれぞれ w_i, w_j である。

$$x_{k1} = (w_i x_{i1} + w_j x_{j1}) / (w_i + w_j)$$

$$x_{k2} = (w_i x_{i2} + w_j x_{j2}) / (w_i + w_j)$$

メディアン法 (median method) : 重心法と同じ計算で、クラスターを構成するケース数による重み付けを行わない方法である。

3. クラスターの作成： k 平均法

クラスター分析をする際、どのケースがどのクラスターに属するかは知らないものの、何らかの理由からクラスター数を予想することもある。クラスター数を事前に設定する手法である。最初に述べた神経症と精神病の分類は、理論から考え出されたものである。実際のそれぞれのケース（患者）がどちらに含まれるかについては不確かな部分が多い。しかし、理論的にはケース（患者）は 2 群に分類される。こうした場合に用いる手法が k 平均法 (k -means method) である。ここで k はクラスターの数を示している。⁶

k 平均法のイメージを次に見てみよう。いまここに A から G まで名前の付いている 7 ケースがあるとしよう (図 15-5 (A))。事前の理論的推量からこれらが 2 つのクラスターに分かれると考えられた。そこで k 平均法ではコンピュータ・プログラムが各ケースを任意のクラスターに割り付ける。この場合、2 クラスターを設定するので、黒のクラスターに 3 ケース (B, C, G) を、白のクラスターに 4 ケース (A, D, E, F) を任意に当てた (図 15-5 (B))。

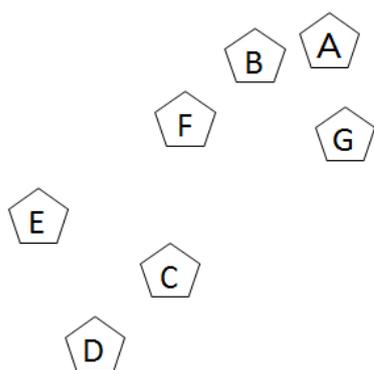


図 16-5 (A) k 平均法 (第 1 ステップ)

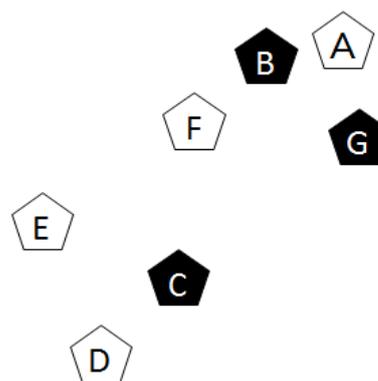


図 15-5 (B) k 平均法 (第 2 ステップ)

次に、各クラスターの重心を設定する (図 15-5 (C))。黒い星印と白い星印がそれである。しかし、よく見るとケースによっては随分遠いところに重心があり、一方他のクラスターが近くに存在する。例えば、ケース C は黒い重心より白い重心のほうに近い。そこで、クラスターの重心に近いケースをそのクラスターに属するものとして区分けをやり直す (図 15-5 (D))。

⁶ k -means 法の視覚的イメージは次を参照 <http://tech.nitoyon.com/ja/blog/2009/04/09/kmeans-visualise/>

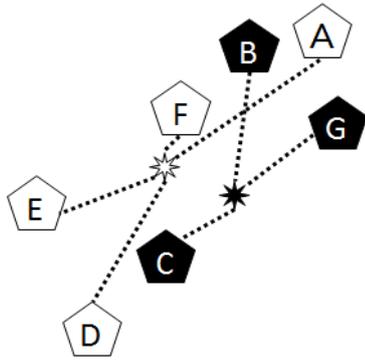


図 16-5 (C) k 平均法 (第 3 ステップ)

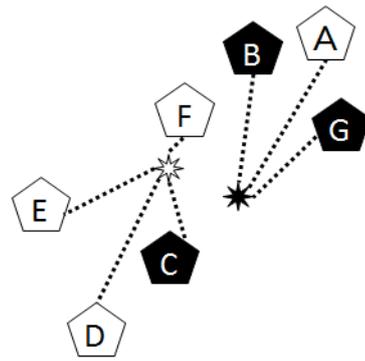


図 15-5 (D) k 平均法 (第 4 ステップ)

そうした結果 (図 15-5 (D)) を見ると、新しいケースの組み合わせの重心の位置がずれていることに気が付く。そこで、新規に重心を置きなおす (図 15-5 (E))。この段階で先ほどと同じ作業を繰り返す。新しく設定した 2 つの重心から見てみると、それまで白いクラスターに属していたケース F は黒いクラスターの重心に近い。そこで、どのクラスターに配属するかを、この原則でやり直す (図 15-5 (F))。

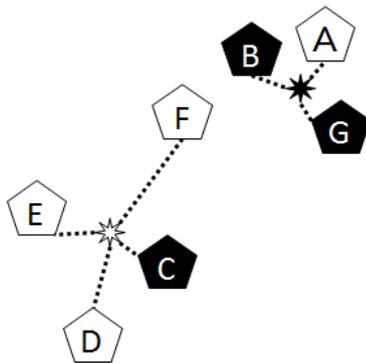


図 16-5 (E) k 平均法 (第 5 ステップ)

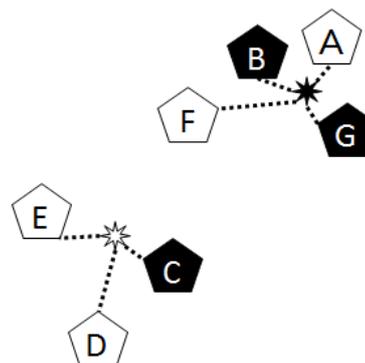


図 15-5 (F) k 平均法 (第 6 ステップ)

こうした作業をして再度重心を設定しなおす。全ケースのクラスターへの帰属が変更されなくなるまでこの手続きを繰り返す。最終的結果が図 15-5 (G) である。

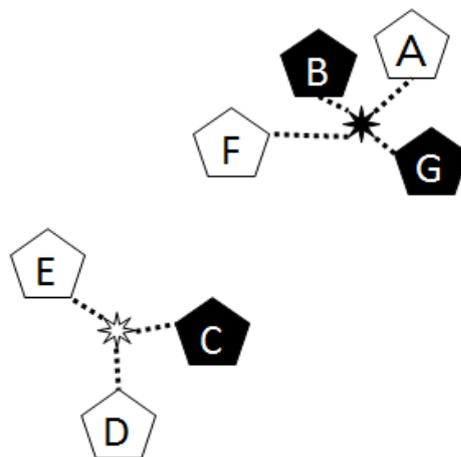


図 16-5 (G) k 平均法 (第 6 ステップ)

4. クラスターの作成：Two-step クラスター分析

階層的クラスター分析は大量データを扱う時、著しく時間が掛かるという欠点があり、さらにクラスター数の決定が微妙なところで恣意的になりがちである。 k 平均法は大規模データでもあまり時間は掛からないが、クラスター数を事前に研究者が決めなければならないという欠点がある。さらにいずれの手法も、扱える変数が比尺度あるいは間隔尺度（つまり連続量）でなければならないという制約がある。

そこで最近、提案されているのが Two-step クラスター分析である。この方法は、(1) 名義尺度も扱うことができる (2) クラスター数を自動的に決定できる (3) 大量のデータについても比較的短時間で処理できる という長所を有している。

Two-step クラスター分析は、その名称が示すように 2 段階の手続きから構成されている。まず、第 1 段階では、各ケースを処理するなかで複数のプレクラスターが作られる。これは全ケースをいきなり階層的クラスター分析に提供すると、非常に長い作業時間が必要になるからである。距離を指標にとって、あるケースが直前のケースと融合すべきと判断されるとそこでプレクラスターが作られてゆく。ケース数よりも少ない数のプレクラスターが作成される⁷。このプレクラスターを用いて、通常の階層的クラスター分析を行うのが第 2 段階の作業である。

Two-step クラスター分析で用いる距離の指標は 2 つある。距離の変数がすべて間隔尺度あるいは比尺度であれば、ユークリッド距離が用いられる。距離の変数の中に名義尺度あるいは順位尺度が混在しているなら、対数尤度 (log-likelihood) を距離の計算に用いる。

クラスター数の決定は Schwartz Bayesian Information Criterion (BIC) あるいは Akaike Information Criterion (AIC) のいずれかを用いる。例えば BIC の値が最小で、なおかつ近縁のクラスターモデルの BIC との差が小さいモデルが、もっとも適切なクラスター数のモデルであると考えられる。つまり様々なクラスター数のモデルを作り、その適合度を比較するのである⁸。AIC はクラスター数が増加すれば自然に低くなる。そこで最大のクラスター数を事前に決めておく。そして、クラスター数を順次減らしていき、ひとつのモデルから次のモデルに移行した際の BIC 変化比に大きな増加がある点でクラスター数を決定する⁹。

⁷ 第 2 段階の作業はどのようなプレクラスターができるかに依拠している。プレクラスター作成の過程はひとつのケース（あるいはプレクラスター）と次のケースの距離が近いと融合される。そのため近似のケースが連続して出現すると過剰に多いクラスターができてしまう。このバイアスを排除するには、全ケースを極力無作為に配列することが必要である。例えばケースが年齢などの変数の降順に現れるようなことは避けなければならない。

⁸ 決定されるクラスター数は AIC を用いるとやや多めに、BIC を用いるとやや少なめに抽出される。Sarstedt, M., & Mooi, E. (2014). *A concise guide to market research: Springer texts in business and economics*. Berlin: Springer, p. 299

⁹ 現実にはもう少し詳細なアルゴリズムが準備されている。

3 SPSS によるクラスター分析

1. 実例から

著者が関与した研究を題材にしてクラスター分析の実際をみていきたい¹⁰。研究課題は若者における携帯メールの過剰使用が「嗜癖 (addiction)」に相当するかを検討するものである。そして対象者をいくつかの少数のグループに分類することが目的である。対象は 223 名の大学生であった。4 つの尺度をアンケートに組み込んだ (表 15-2)。

表 16-2. 携帯メール調査で使用した尺度

尺度名	内容
Self-perception of Text-message Dependency Scale (STDS) ¹¹	携帯メールの過剰使用
Hospital Anxiety and Depression Scale (HADS) ¹²	抑うつと不安
Temperament and Character Inventory (TCI) ¹³	パーソナリティ
Relationship Questionnaire (RQ) ¹⁴	成人のアタッチメント・スタイル

Self-perception of Text-message Dependency Scale (STDS) は 15 項目 5 件法の自己記入式尺度で、携帯メールの過剰使用とそれに対する心理状態を評価するものである。まず、STDS の探索的因子分析を行った (表 15-3)。各項目の平均値と標準偏差を求め、さらに各項目の歪度が著しく大きくないことも確認した。

そこで通常通りの手段で解析を進め、因子数 3 つの因子構造を得た。第 1 因子に高い因子負荷量を有する項目 (例:「自分がメールを送って、返事がすぐに来ないと寂しい」、「相手からなかなかメールの返事が来ないと、不安になる」) からこの因子を Emotional Reaction と名づけた。同様に、第 2 因子に高い因子負荷量を有する項目 (例:「人と話しながらでも、メールを打つことがある」、「短い時間に何通もメールをやり取りしてしまう」) からこの因子を Excessive Use と名づけた。最後の因子に高い因子負荷量を有する項目 (例:「メールが使えないと、知り合ったばかりの人と友達になれない」、「メールが使えないと、新しくできた友達との関係が続けられない」) は Relationship Maintenance と命名した。一部の学生については数ヶ月の間隔をおいて、再度同じアンケートを実施し、STDS の各項目および下位尺度得点の試験再試験信頼性を確認した。

次に、STDS の 3 つの下位尺度 (Emotional Reaction, Excessive Use, Relationship Maintenance) の構成妥当性を求めるため、携帯電話使用に関連するさまざまな指標の関連を見た (表 15-4)。Emotional Reaction 得点および Relationship Maintenance 得点は携帯メールの使用頻度とは有意の相関を示したが、他の変数とは関連していなかった。一方、Excessive Use 得点の高いものほど早くから携帯電話を使用し、1 日あたりの使用頻度も高く、携帯メールに費やす時間も長く、メールをチェックする回数も多く、月電話料金も高かった。このことから 3 の下位尺度の内容から想像できる相関関係が明らかとなり、構成概念妥当性がある程度確認できたと考えられた。

¹⁰ Lu, X., Katoh, T., Chen, Z., Nagata, T., & Kitamura, T. (2014). Text messaging: Are dependency and excessive use discretely different for Japanese university students? *Psychiatry Research*, 216, 255-262.

¹¹ Igarashi, T., Motoyoshi, T., Takai, J., & Yoshida, T. (2008). No mobile, no life: Self-perception and text-message addiction among Japanese high school students. *Computers in Human Behavior* 24, 2311-2324.

¹² Zigmond, A.S., & Snaith, R.P. (1983). The Hospital Anxiety and Depression Scale. *Acta Psychiatrica Scandinavica* 67, 361-370.

¹³ Cloninger C. R., Svrakic D. M., & Przybeck T. R. (1993). A psychobiological model of temperament and character. *Archives of General Psychiatry* 50, 975-990.

¹⁴ Bartholomew, K., & Horowitz, L. M. (1991). Attachment styles among young adults: A test of a four-category model. *Journal of Personality and Social Psychology* 61, 226-244.

16 ケースをグループに分けよう：クラスター分析

表 15-3. Self-perception of Text-message Dependency Scale (STDS) の因子構造

項目	平均 (標準偏差)	歪度	因子			
			I	II	III	
Emotional reaction						
7	自分がメールを送って、返事がすぐに来ないと寂しい	2.25 (1.19)	0.72	0.87	-0.01	-0.02
8	相手からなかなかメールの返事が来ないと、不安になる	2.31 (1.22)	0.77	0.86	-0.00	0.03
9	メールの着信があるかどうか何回もチェックしてしまう	2.06 (1.04)	1.02	0.76	0.14	-0.06
6	メールを送信した後は、返信が気になって、何回も携帯をチェックする	2.43 (1.14)	0.7	0.70	0.09	0.04
10	メールをチェックするときに、一通も来てないと寂しく感じる	2.03 (1.17)	1.11	0.68	-0.07	0.14
Excessive use						
2	人と話しながらでも、メールを打つことがある	2.55 (1.12)	0.53	-0.05	0.82	-0.03
4	目の前の友達と話しているときでも、メールをしてしまう	2.11 (1.02)	0.92	-0.06	0.75	0.09
1	短い時間に何通もメールをやり取りしてしまう	2.85 (1.20)	0.35	0.06	0.74	-0.08
3	何時間も続けてメールのやりとりをすることがある	3.02 (1.28)		0.14	0.71	-0.01
5	メールを打つスピードは早い方だと思う	2.76 (1.26)	0.23	0.02	0.60	0.03
Relationship maintenance						
12	メールが使えないと、知り合ったばかりの人と友達になれない	1.45 (0.86)	2.31	-0.11	0.05	0.97
11	メールが使えないと、新しくできた友達との関係が続けられない	1.48 (0.86)	2.07	-0.02	0.12	0.77
13	メールのやり取りがなくなると、人間関係も崩れてしまうように感じる	1.32 (0.72)	2.82	0.11	-0.09	0.60
14	メールが使えないと、普段会えない友達と気軽にコミュニケーションが取れなくなる	2.25 (1.39)	0.71	0.07	0.02	0.46
15	メールでしか自分の本心を相手に伝えられない	1.34 (0.69)	2.58	0.26	-0.23	0.33

表 16-4. STDS の下位尺度と他の変数との相関

	平均値 (標準偏差)	Emotional Reaction	Excessive Use	Relationship Maintenance
平均値 (標準偏差)	---	11.1 (4.8)	13.3 (4.7)	7.9 (3.3)
歪度	---	0.79	0.47	1.75
<u>携帯電話の使用</u>				
使用開始年齢	14.9 (1.4)	-0.05 [-0.07]	-0.29 *** [-0.31 ***]	-0.02 [-0.03]
携帯メール使用頻度 (回)	95.2 (111.9)	0.19 ** [0.18 *]	0.51 *** [0.50 ***]	0.21 ** [0.18 *]
1日あたり携帯メールに費やす時間	2.5 (3.7)	0.10 [0.07]	0.33 *** [0.29 ***]	0.06 [0.03]
月当たり電話料金	7985 (3107)	0.10 [0.05]	0.25 *** [0.29 ***]	0.05 [0.08]
1日あたりメールをチェックする回数	23.2 (43.9)	0.12 [0.10]	0.34 *** [0.35 ***]	0.12 [0.13]

STDS 総合点で統制した変相関係数を [] 内に表示. * $p < 0.05$; ** $p < 0.01$; *** $p < 0.001$

2. 階層クラスター分析

STDS の 3 つの下位尺度を決定し、その妥当性も確認した。そこで次に、STDS の 15 個の項目得点を「物差し」として、ケースをいくつかのクラスターに分けてゆくことにする。ところで、これから行う階層的クラスター分析 (hierarchical cluster analysis) では各ケースに固有名詞を付けておかなければならない。その変数の型は数値ではなく文字列である必要がある。そこで事前にケース番号 (変数名 STUDENT_ID) と同じ内容で、文字列である LABEL という変数を作っておく。もちろん、対象被検者の個人名が入力されていればそれが利用できる。しかし最近の研究は、研究倫理の要請から個人名を入力することはまずなく、ほとんどのデータは数値で入れるようになっているので、この段階での「下準備」は必要である。なお、同一内容であっても、数値 (STUDENT_ID) の場合、入力された内容は右詰に配置され、文字列 (LABEL) の場合、それが左詰に配置される。

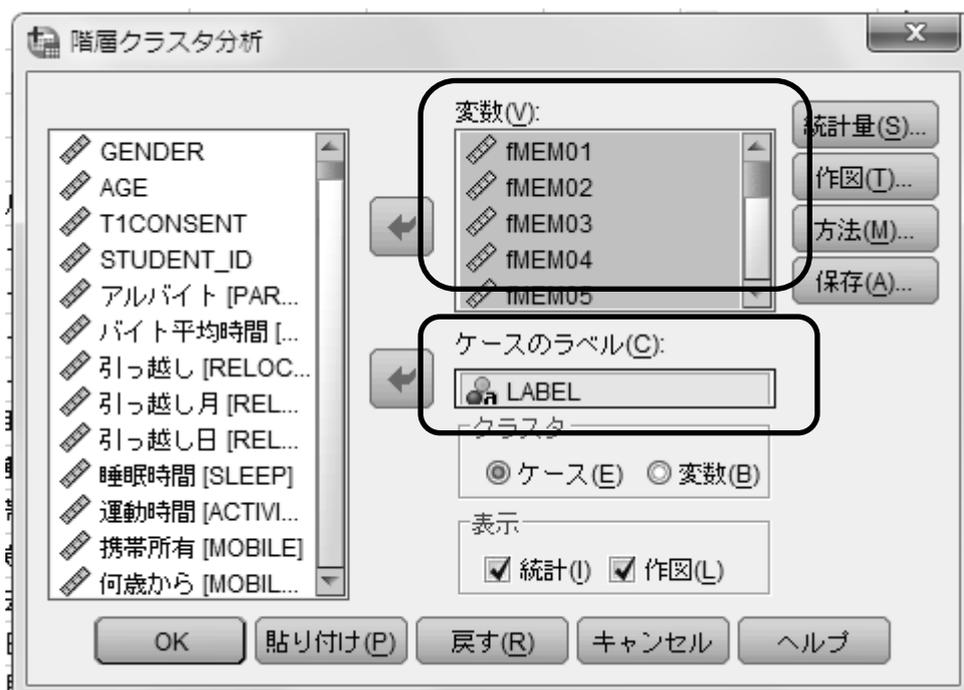
	STUDENT_ID	LABEL
1	200610034	200610034
1	200610108	200610108
1	200910001	200910001
1	200910002	200910002
1	200910003	200910003
1	200910005	200910005
1	200910007	200910007
1	200910008	200910008

16 ケースをグループに分けよう：クラスター分析

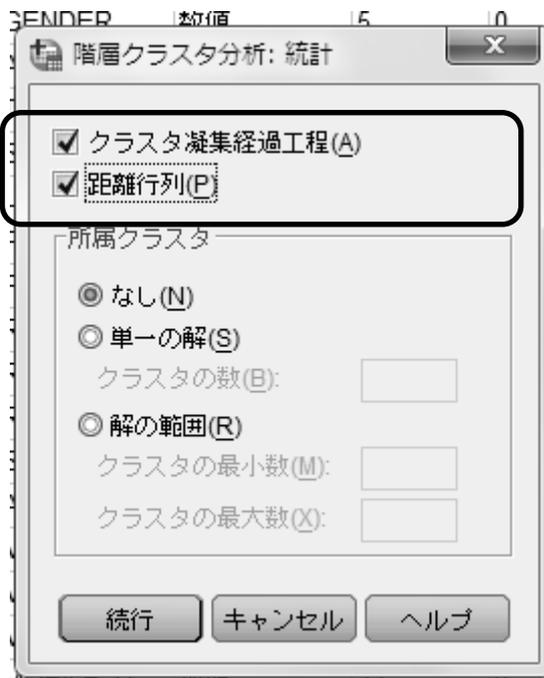
その上で、「分析 (A)」をクリックし、プルダウン・メニューから「分類 (F)」を選ぶ。ここから「階層クラスタ (H)」を選ぶ。クリックする。



すると「階層クラスタ分析」のダイアログ・ボックスが現れる。左の変数欄から STDS の 15 項目を選び、色を反転させ、上の右向き矢印をクリックして「変数 (V)」に移動させる。同様に、変数欄からケース名である LABEL を選び、下の矢印をクリックして「ケースのラベル (C)」に移動させる。



次に「統計量 (S)」ボタンをクリックし、「階層クラスタ分析：統計」のダイアログ・ボックスを表示させる。ここではデフォルトである「クラスタ凝集経過工程 (A)」に加え、「距離行列 (P)」に印をつける。そして続行をクリックして、「階層クラスタ分析」のダイアログ・ボックスに戻る。



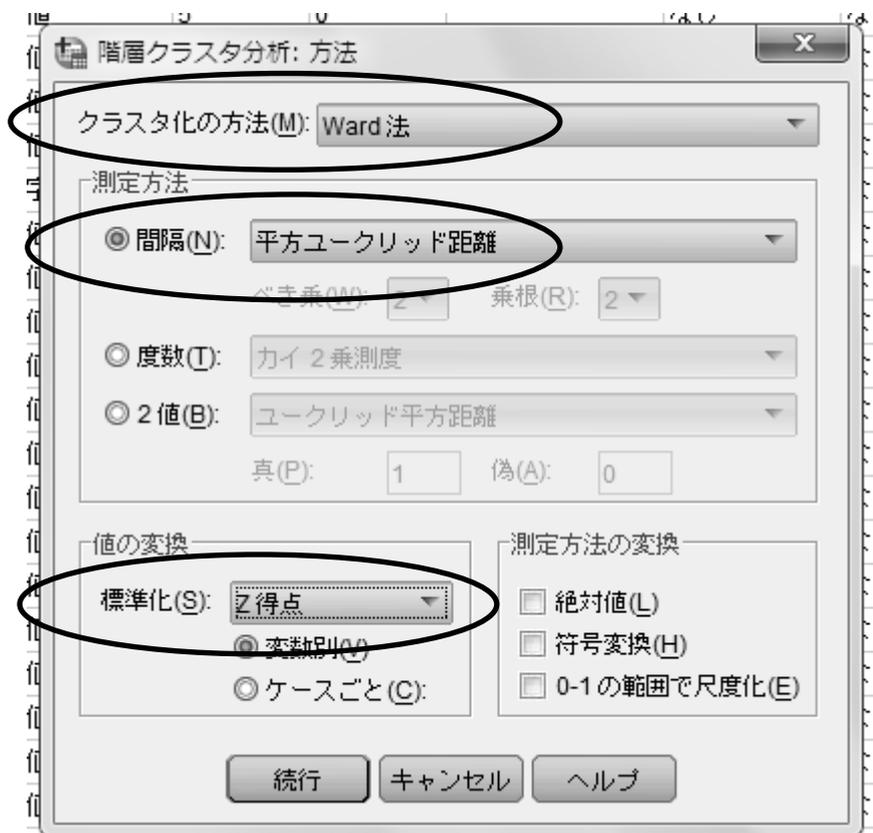
「階層クラスタ分析」のダイアログ・ボックスに戻ったら、「作図 (T)」のボタンをクリックし、「階層クラスタ分析：作図」のダイアログ・ボックスを出す。ここで、「デンドログラム (D)」に印をつける。これで樹状図作成することができる。樹状図は垂直に描きたいので、「方向」は「垂直」のままとする。続行をクリックし、再び「階層クラスタ分析」のダイアログ・ボックスに戻る。



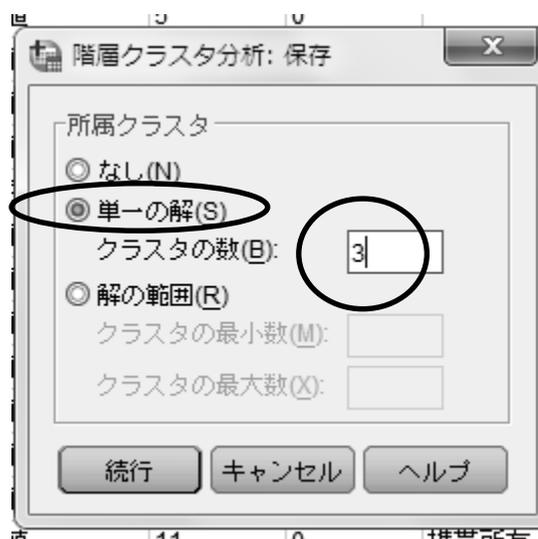
「階層クラスタ分析」のダイアログ・ボックスに戻ったら、今度は「方法 (M)」のボタンをクリックし、「階層クラスタ分析：方法」のダイアログ・ボックスを出す。ここでは、まず「クラスタ化の方法 (M)」のプルダウン・

16 ケースをグループに分けよう：クラスター分析

メニューから「Ward 法」を選択する。「測定方法」はデフォルトである「平方ユークリッド距離」を選ぶ。「値の変換」は「Z 得点」を選ぶことで、分析対象を標準化することができる。その上で「続行」をクリックし、「階層クラスタ分析」のダイアログ・ボックスに戻る。



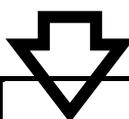
「階層クラスタ分析」のダイアログ・ボックスに戻ったら、「保存 (A)」のボタンをクリックし、「階層クラスタ分析：保存」のダイアログ・ボックスを出す。ここでは、「所属クラスター」から「単一の解」を選び、「クラスターの数 (B)」を 3 にしておく。「続行」をクリックし、「階層クラスタ分析」のダイアログ・ボックスに戻る。



「階層クラスタ分析」のダイアログ・ボックスに戻ったら「OK」ボタンを押し、計算を行う。ただしこの計算は（特にデータが多い場合）相当に長い時間を要するため、例えばその日の最後の作業として実行し、結果は翌日見るといったほどの根気が必要である。時間を急いでいる場合は実行しないことが薦められる。

まず、クラスタ凝集経過行程を見てみよう。対象ケースが 223 名いるので、クラスタ凝集行程は 222 段階ある。この表の「係数」が平方和指標の値である。クラスタの凝集段階が先に進むに従って平方和指標は増加する。そしてよく見ると、最後の数段階にさしかかると急にその値が上昇する。ここがクラスタ数を決める点である。220 行程までは平方和は徐々に増加しているが（220 行程 2282）、221 行程（2587）、最後の 222 行程（3330）と急激に増加している。平方和が急に上昇する直前で凝集を中止する。この例ではそれはクラスタ数 3 の時点である。そこで最も適切なクラスタ数を 3 に設定する。なお、SPSS では平方和のプロットを自動的に描くことはできない。EXCEL などを利用して各自手作業で行う（図 15-6）。

クラスタ凝集経過工程



段階	結合されたクラスタ		係数	クラスタ初出の段階		次の段階
	クラスタ 1	クラスタ 2		クラスタ 1	クラスタ 2	
1	64	123	.000	0	0	39
2	9	124	.260	0	0	39
3	149	155	.563	0	0	6
4	26	131	.909	0	0	37
5	162	184	1.393	0	0	36
6	86	149	1.916	0	3	9
7	115	118	2.511	0	0	23
8	174	183	3.136	0	0	29
9	86	129	3.788	6	0	16
10	153	219	4.447	0	0	24
208	11	52	1358.906	206	193	216
209	27	41	1392.732	176	196	218
210	2	86	1429.891	204	178	213
211	13	60	1467.283	202	182	218
212	36	46	1509.400	194	190	215
213	2	8	1552.228	210	201	222
214	3	43	1603.428	203	199	216
215	1	36	1672.518	207	212	221
216	3	11	1746.132	214	208	219
217	21	40	1825.663	165	205	219
218	13	27	1926.694	211	209	220
219	3	21	2066.744	216	217	220
220	3	13	2281.619	219	218	221
221	1	3	2587.427	215	220	222
222	1	2	3330.000	221	213	0

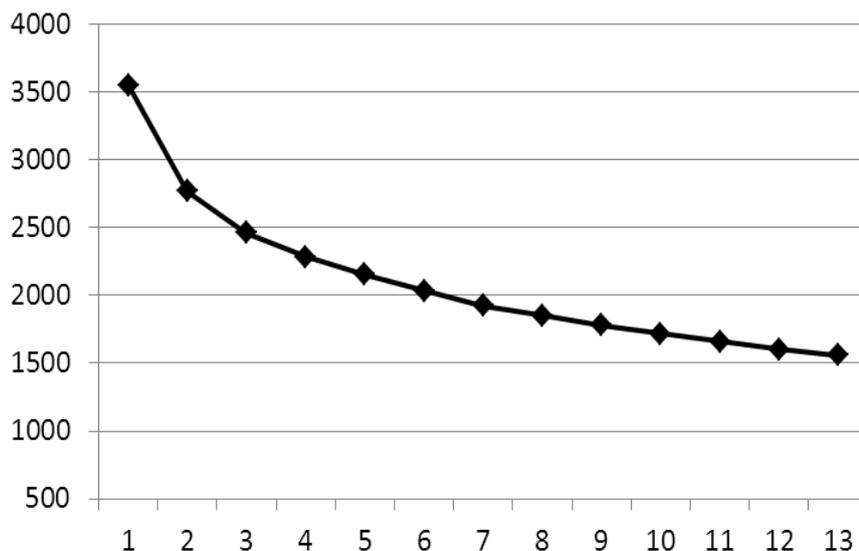


図 15-6. 逆スクリー・テスト

さて、「階層クラスター分析：保存」のダイアログ・ボックスで事前にクラスター数を 3 に設定して計算をしたから、計算終了後に変数ビューの最後に、自動的に CLU3_1 という新しい変数が追加されている。これは、今回のクラスター分析の結果、各ケースがどのクラスターに属するのを示す合成変数である。

807	T1MEMQ	数値	8	2		なし	なし	10	右	名義(N)
808	T2MEMQ	数値	8	2		なし	なし	10	右	名義(N)
809	CLU3_1	数値	8	0	Ward Method	なし	なし	10	右	名義(N)
810										

データビューを見ると最も右の端に新しい変数の列ができていて、ここに 1, 2, 3 のうちいずれかの値が振られている。ここを見れば、どのケースが第 1 クラスターに属しているかなどが明らかになる。その後の計算の便宜のため新しいファイル名を作ったうえで保存しておく。

	T1MEMQ	T2MEMQ	CLU3_1
.	15.00	.00	1
.	15.00	.00	2
.	15.00	15.00	1
10	15.00	15.00	2
10	15.00	15.00	2
10	15.00	15.00	1
10	15.00	15.00	1
10	15.00	15.00	2
10	15.00	15.00	2
10	15.00	15.00	1
10	15.00	15.00	1
10	15.00	15.00	1

16 ケースをグループに分けよう：クラスター分析

どのケースとどのケースが融合してクラスターができてきたのかを示すのが樹状図である。前頁の樹状図を見ると、最初はクラスターの融合があっても平方和の上昇は少ないが、クラスター数が3を超えるといきなり平方和が上昇（右に移動）することが分かる。

第1クラスターは54ケース、第2クラスターは92ケース、第3クラスターは77ケースから構成されていた。そこで各ケースの特徴をSTDSの3つの下位尺度得点を使って確認する（表15-5）。ここでは先ほどSPSSが自動的に作成したCLUS3_1という変数を利用できる。

各下位尺度得点ごとに一元配置分散分析によって群間比較を行い、事後検定を行った結果、次のことが認められた。まず、Relationship Maintenance 得点は第2クラスター、第1クラスター、第3クラスターの順に増加する。特に第3クラスターの Relationship Maintenance 得点は高い。次に Excessive Use 得点は第2クラスターが最低で、続いて第3クラスター、第1クラスターと増加する。最後に、Emotional Reaction 得点のパターンは Relationship Maintenance 得点のパターンと同じであった。このことから、第2クラスターの学生はメール使用が過剰でなく、メールの返事の有無に過剰に反応せず、対人関係を作るためにメールに依存することもない、最も健康なグループであると考えられた。そこでこのクラスターの学生を Normal Users と命名した。第1クラスターの学生は使用頻度が最も高いが、感情的反応や対人関係維持をメールに頼ることは第3クラスターほどではない。そこでこのクラスターの学生を Excessive Users と命名した。最後に第3クラスターの学生は使用頻度も高く、加えてメールの返事の有無で感情的になり、メールが対人関係維持の重要な手段になっている。メール使用が嗜癖に近い状態であろうと推測できた。そこでこの学生たちを Dependent Users と命名した。

表 16-5. 各クラスターにおける STDS 下位尺度

クラスター	n	Relationship Maintenance	Excessive Use	Emotional Reaction
第1クラスター	54	6.6 (1.7)	16.8 (2.9)	10.5 (2.8)
第2クラスター	92	6.0 (1.3)	9.5 (2.3)	7.6 (2.3)
第3クラスター	77	10.9 (3.6)	15.3 (4.6)	15.6 (4.6)
合計	223	7.9 (3.3)	13.3 (4.7)	11.1 (4.8)
One-way ANOVA		F (2,220) = 70.8 ***	F (2,220) = 114.1 ***	F (2,220) = 155.5 ***
Tukey 事後比較		2 < 1 < 3	2 < 3 < 1	2 < 1 < 3

カッコ内は標準偏差

*** $p < 0.001$

ここまでの作業で分かるように、因子分析では複数の一定数の個人属性をそれより少ない数の潜在的グループに分けるが、クラスター分析では一定数の個人（ケース）を、彼らが持っている属性のプロフィールが似ているか違うか（近似性）によってグループ分けするのである。因子分析は属性の分類であり、クラスター分析は個人（ケース）の分類なのである。メンタルヘルス領域では、症状学（症候学）が因子分析に相当し、診断学・疾病分類学（nosology）がクラスター分析に相当する。

表 16-6. 各クラスターにおける妥当性指標

	Total	Cluster 2 Normal Users	Cluster 1 Excessive Users	Cluster 3 Dependent Users	One-way ANOVA	事後検定
<u>携帯電話の使用</u>						
使用開始年齢	14.9 (1.4)	15.2 (1.2)	14.7 (1.2)	14.7 (1.6)	F (2, 220) = 3.3 *	2 > 1
携帯メール使用頻度 (回)	95.2 (111.9)	41.2 (40.2)	129.4 (122.0)	136.2 (135.3)	F (2, 212) = 21.2 ***	2 < 1 < 3
1日あたり携帯メールに費やす時間	2.5 (3.7)	1.6 (3.5)	3.5 (4.7)	2.9 (3.0)	F (2, 210) = 4.4 *	2 < 1
月当たり電話料金	7985 (3107)	7309 (2491)	8729 (3968)	8230 (2914)	F (2, 210) = 3.9 *	2 < 1
1日あたりメールをチェックする回数	23.2 (43.9)	11.3 (14.2)	24.2 (18.2)	36.8 (69.4)	F (2, 209) = 7.1 **	2 < 3
<u>抑うつ不安</u>						
HADS Depression	4.3 (3.0)	3.8 (2.7)	4.3 (2.8)	4.9 (3.3)	F (2, 220) = 3.0	2 < 3
HADS Anxiety	5.4 (3.6)	4.5 (3.4)	5.1 (2.9)	6.8 (3.9)	F (2, 220) = 9.6 ***	2, 1 < 3
<u>パーソナリティ</u>						
新奇性追求 (Novelty Seeking)	26.9 (7.3)	24.7 (7.1)	28.6 (7.3)	28.4 (7.0)	F (2, 218) = 7.7 **	2 < 1, 3
損害回避 (Harm Avoidance)	34.3 (7.6)	33.4 (8.0)	33.8 (7.5)	35.8 (7.1)	F (2, 218) = 2.2	---
報酬依存 (Reward Dependence)	31.8 (5.9)	30.5 (6.1)	32.9 (5.3)	32.6 (6.0)	F (2, 218) = 3.8*	2 < 1
持続 (Persistence)	16.6 (3.7)	16.8 (3.9)	16.5 (3.8)	16.3 (3.3)	F (2, 218) = 0.5	---
自己志向 (Self-directedness)	38.9 (8.6)	41.5 (8.6)	38.1 (9.1)	36.3 (7.5)	F (2, 218) = 8.4 ***	2 > 3
協調 (Co-operativeness)	50.6 (7.7)	50.0 (8.3)	52.4 (7.0)	50.0 (7.4)	F (2, 218) = 2.0	2, 3 < 1
自己超越 (Self-transcendence)	17.3 (6.6)	16.6 (7.0)	17.7 (5.5)	17.9 (6.9)	F (2, 218) = 0.9	---
<u>成人アタッチメント・スタイル</u>						
Self-model	-.04 (3.5)	0.1 (3.4)	0.5 (3.7)	-1.4 (3.1)	F (2, 202) = 5.7 **	2, 1 > 3
Other-model	2.3 (3.2)	1.5 (3.4)	2.9 (2.7)	2.8 (3.2)	F (2, 202) = 4.2 *	2 < 1, 3
<u>その他</u>						
性別 (男性 1; 女性 2)	1.7 (0.5)	1.6 (0.5)	1.8 (0.4)	1.7 (0.5)	F (2, 220) = 2.8	---
年齢	18.4 (0.9)	18.3 (0.6)	18.3 (0.6)	18.5 (1.3)	F (2, 220) = 0.8	---

* $p < 0.05$; ** $p < 0.01$; *** $p < 0.001$

16 ケースをグループに分けよう：クラスター分析

次の検討課題はクラスターの妥当性である。Normal Users, Excessive Users, Dependent Users と命名したが、はたして内実を伴うものであるのか。いくつかの妥当性指標を利用して命名の可否を判断する（表 15-6）。

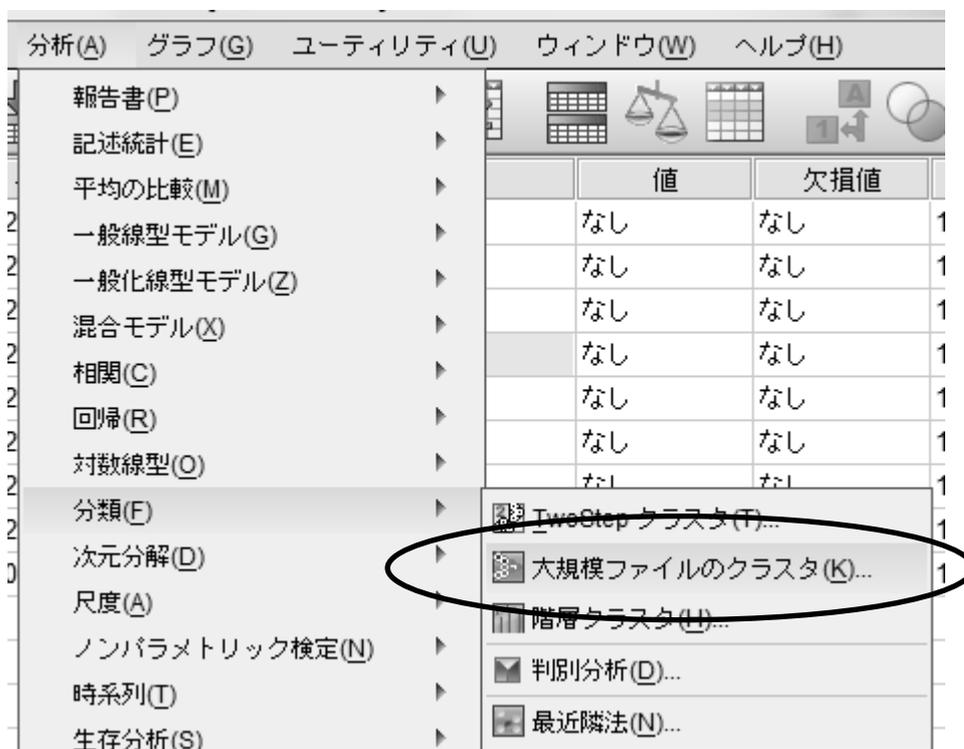
まず携帯電話と携帯メールの使用内容に関する指標で見ると、予想通り、Normal Users は他の2群に比べて使用開始年齢が高く、携帯メール使用頻度、使用に費やす時間、メールチェックの回数が少ない。一方、Excessive Users および Dependent Users は使用開始年齢が若く、携帯メール使用頻度、使用に費やす時間、メールチェックの回数が多い。従って、3つのクラスター分けの基準関連妥当性が確認できたと考えられる。

次に、Dependent Users は他のグループに比べて心理的不適応が強いと予測できる。予想通り、このクラスターの学生の抑うつおよび不安の得点は、他のグループの学生に比べ有意に高かった。また、TCI で評価したパーソナリティでは、Dependent Users の学生は自己志向 (Self-directedness) が低く、報酬依存 (Reward Dependence) が高い。メール使用頻度が高いという共通点を持つ Excessive Users と Dependent Users は新奇性追求 (Novelty Seeking) が高いという共通の特徴を示している。成人アタッチメントの側面から見れば、Dependent Users は self-model が貧困であった。新奇性追求が高いことで携帯メールを過剰に使用する学生のうち、自己志向が低く、自己モデルも悪いものが対人関係維持の手段として携帯メールに依存し、メールの返事の有無に神経を集中するという心理状態になり、Dependent Users という一群を構成するものと推定できる。

以上の結果から、Normal Users, Excessive Users, Dependent Users との命名は一応の妥当性が担保されたと考えられる。

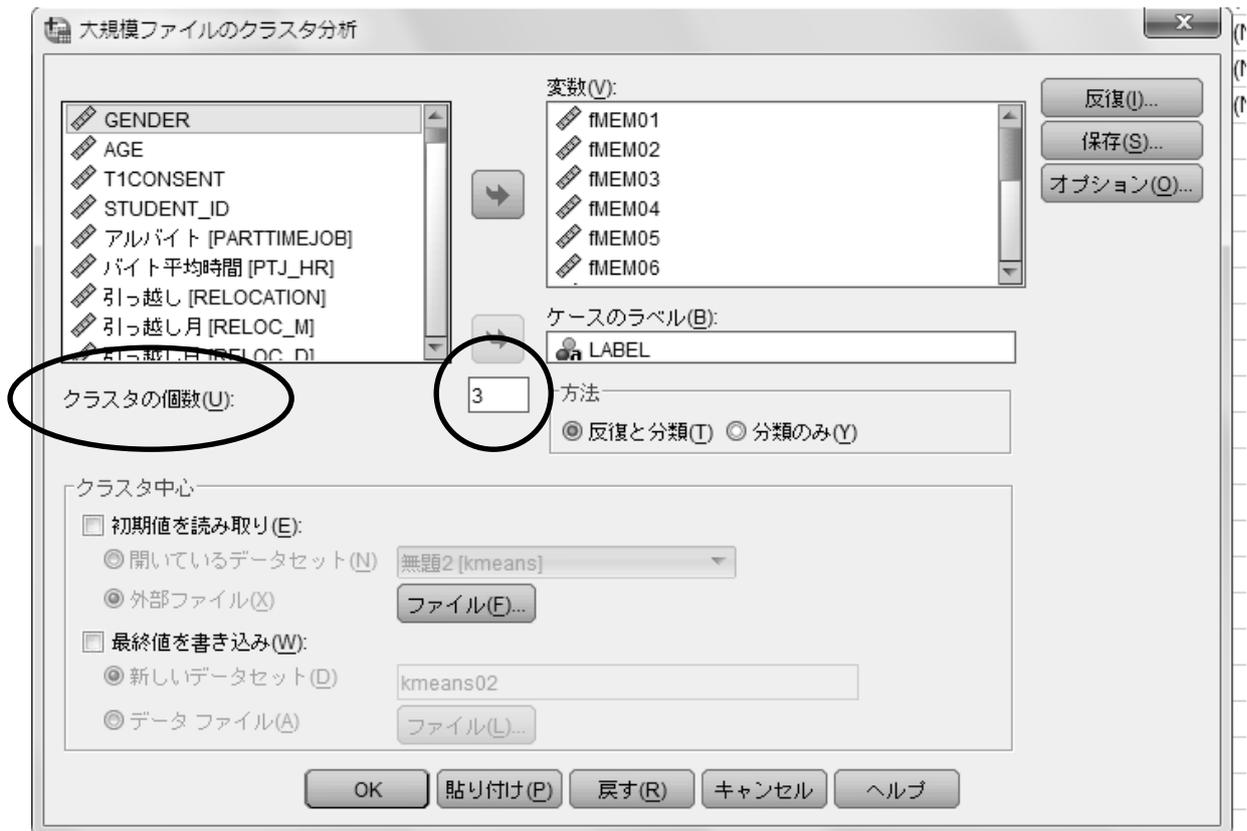
3. k 平均法

携帯メールのデータを用いて k-means 法を SPSS 上で行ってみよう。まず、「分析 (A)」のプルダウン・メニューから「分類 (F)」を選び、そこから「大規模ファイルのクラスタ (K)」をクリックする。

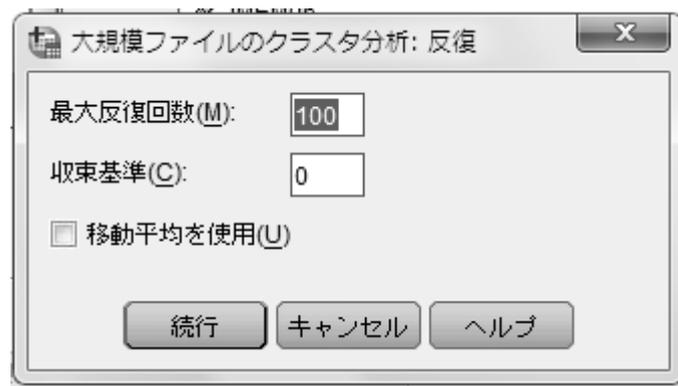


「大規模ファイルのクラスタ分析」のダイアログ・ボックスが出てくる。階層的クラスタ分析の場合と同様に、変数欄からケース間の距離を測定する変数を選び、「変数 (V)」に移動する。また、「ケースのラベル (B)」

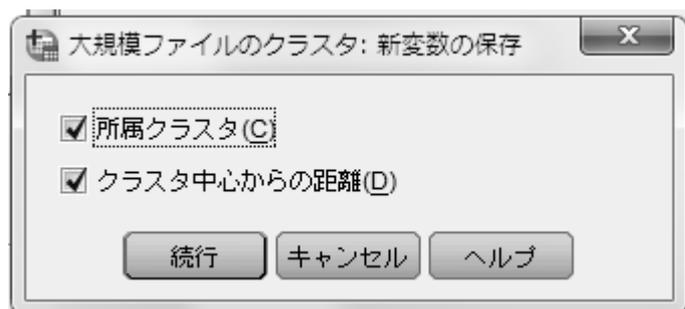
に LABEL を移動する。さらに「クラスタの個数 (U)」に（今回はクラスタ数が 3 であろうと推定するので）“3” と入力する。



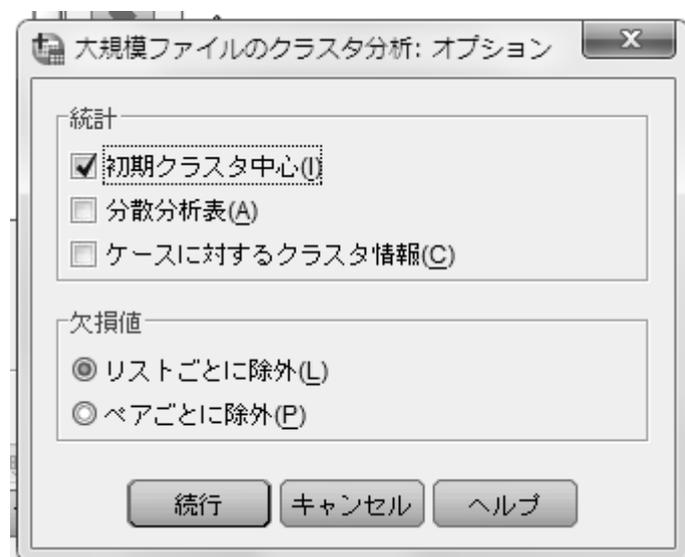
次に「反復 (I)」をクリックし、「大規模ファイルのクラスタ分析：反復」のダイアログ・ボックスを開ける。ここで解析が収束しないことを考え、「最大反復回数 (M)」に少し大きい値を入力する。「続行」をクリックして「大規模ファイルのクラスタ分析」のダイアログ・ボックスに戻る。



そして「保存 (S)」をクリックし、「大規模ファイルのクラスタ分析：新変数の保存」のダイアログ・ボックスを開ける。解析結果として、各ケースがいずれのクラスタに属するかを表示するため、「所属クラスタ (C)」に印をつける。また、各ケースがそれぞれ所属するクラスタの重心からどれほど離れているかの値を表示するために、「クラスタ中心からの距離 (D)」に印をつける。「続行」をクリックして「大規模ファイルのクラスタ分析」のダイアログ・ボックスに戻る。



「大規模ファイルのクラスタ分析」のダイアログ・ボックスで「オプション 0」をクリックし、「大規模ファイルのクラスタ分析：オプション」のダイアログ・ボックスを開ける。ここではデフォルトの「初期クラスタ中心 (1)」のままで「続行」をクリックし、「大規模ファイルのクラスタ分析」のダイアログ・ボックスに戻る。



この状態で「OK」をクリックすると解析が実行される。最初に「初期クラスタ中心」を見てみる。SPSS が自動的に割り振った 3 つのクラスタの 15 個の指標における座標が表示される。

初期クラスタ中心

	クラスタ		
	1	2	3
fMEMO1	5	4	2
fMEMO2	5	2	1
fMEMO3	5	3	3
fMEMO4	5	2	2
fMEMO5	5	4	1
fMEMO6	5	1	3
fMEMO7	3	1	5
fMEMO8	5	1	4
fMEMO9	3	1	2
fMEMO10	3	1	5

fMEM11	5	1	1
fMEM12	5	1	3
fMEM13	4	1	4
fMEM14	4	5	1
fMEM15	1	1	5

次に「最終クラスタ中心」を見てみる。これが収束された結果である。最終クラスタの座標がここから理解できる。

最終クラスタ中心

	クラスタ		
	1	2	3
fMEM01	4	2	3
fMEM02	4	2	2
fMEM03	4	2	3
fMEM04	3	2	2
fMEM05	4	2	3
fMEM06	3	2	3
fMEM07	3	2	3
fMEM08	3	2	3
fMEM09	3	1	3
fMEM10	2	1	3
fMEM11	2	1	2
fMEM12	2	1	2
fMEM13	1	1	2
fMEM14	2	2	4
fMEM15	1	1	2

3つのクラスタに割り振られたケース数は「各クラスタのケース数」で示される。ここでは、第1クラスタに58ケース、第2クラスタに120ケース、第3クラスタに45ケースが割り振られていることが分かる。

各クラスタのケース数

クラスタ	1	58.000
	2	120.000
	3	45.000
有効数		223.000
欠損		.000

ところで SPSS データセットの変数ビューを見てみると、変数の最後に QCL_1 と QCL_2 という新しい変数が追加されている。QCL_1 はそのケースがどのクラスタに属するかを示し、QCL_2 は当該クラスタの中心からの距離を示している。

16 ケースをグループに分けよう：クラスター分析

ID	クラスター	変数	U	L	方法	なし
809	GLU3_1	数値	8	0	Ward Method	なし
810	QCL_1	数値	8	0	ケースのクラスター数	なし
811	QCL_2	数値	20	5	分類クラスター中心からのケースの距離	なし
812						

では k 平均法で作った 3 群のクラスターは Ward 法で行った階層的クラスターで得た 3 群とどれほど一致するのであろう。今回のデータで比較してみよう（表 15-7）。階層的クラスター分析で第 2 クラスターとされた 92 名の学生の 98% は k 平均法によるクラスター分析でも第 2 クラスターに分類された。しかし、階層的クラスターで第 1 クラスターとされた 54 人の学生と第 3 クラスターとされた 77 名の学生の、 k 平均法によるクラスター分析での判定は期待されたほど一致してはいない。そこで、まず階層的クラスター分析を行ってクラスター数を決定し、それをういて今度は k 平均法でケースの分類をする手法を薦める研究者もいる。

表 16-7. k 平均法によるクラスター分析のよる結果と階層的クラスター分析による結果の比較

		k 平均法			
		第 1 クラスター	第 2 クラスター	第 3 クラスター	合計
階層的 クラスター 分析	第 1 クラスター	29 (54%)	23 (43%)	2 (4%)	54
	第 2 クラスター	0 (0%)	90 (98%)	2 (2%)	92
	第 3 クラスター	29 (38%)	7 (9%)	41 (53%)	77
	合計	58 (28%)	120 (54%)	45 (20%)	223

4. Two-Step クラスター分析

実例を見てみよう。ここでは sample data を用いて Two-step クラスター分析を試してみる。妊娠後期のアンケートの中に、今回の妊娠を本人および配偶者がどのように受け取ったかという設問と、今回は妊娠を希望していたかを問う設問がある。今回の妊娠を本人および配偶者がどのように受け取ったかについては「とても嬉しかった」「あまり実感がなかった」「困った、どうしようと思った」の 3 件法の選択肢が準備されているので、順位尺度と考えられる。一方、今回は妊娠を希望していたかについては、「妊娠は望んでいなかった」から「子供が欲しかったので、不妊外来に通うなど努力していた」までの 5 段階の選択肢が与えられている。これは間隔尺度であると考えられる。

- 1 今回のご妊娠を知って、どう感じられましたか？ 当てはまる選択肢に○を付けて下さい。
 - 1) とても嬉しかった
 - 2) あまり実感がなかった
 - 3) 困った、どうしようと思った

- 2 今回のご妊娠をご主人（赤ちゃんのお父様になるかた）に伝えて、どう感じられたようでしたか？
 - 1) とても嬉しかったようだ
 - 2) あまり実感がなかったようだ

3) 困った、どうしようと思ったようだ

3 今回のご妊娠は望んでおられましたか？

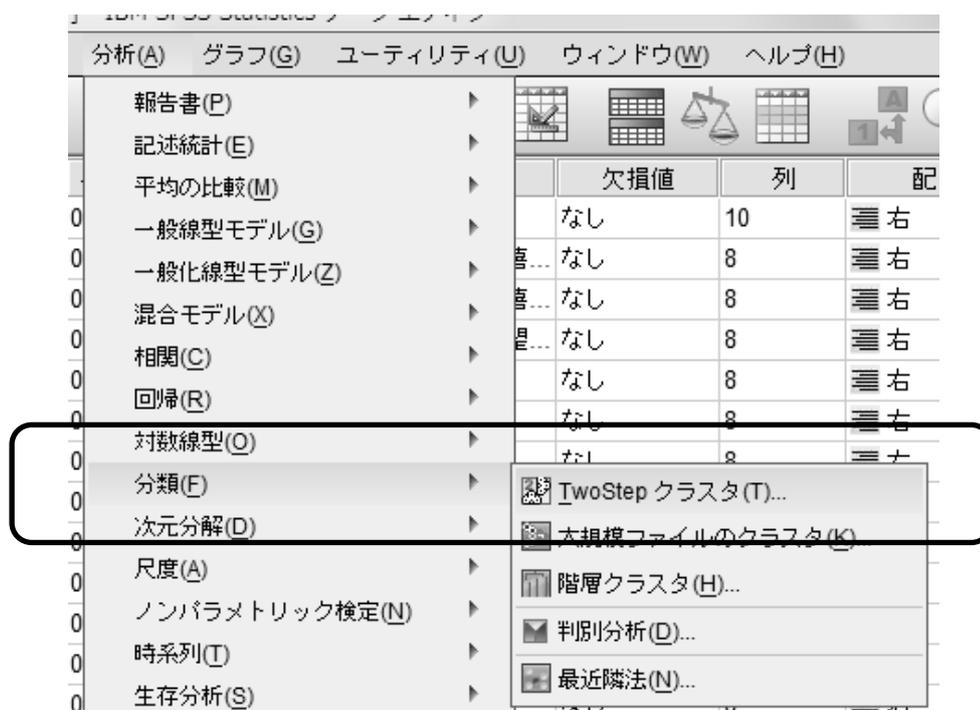
- 1) 妊娠は望んでいなかった
- 2) 望んではいたが、時期が少し早かった
- 3) 自然に任せていた
- 4) 以前から望んでいた
- 5) 子供が欲しかったので、不妊外来に通うなど努力していた

そこで、この3つの設問への回等をケース間の距離を表すものと考え、なお今回の妊娠を本人および配偶者がどのように受け取ったかという設問はカテゴリ変数、今回は妊娠を希望していたかを問う設問は連続変数として、Two-step クラスタ分析を実行する。使用する変数名、そのラベル、その特徴は以下の通りである(表 15-8)。

表 16-8. Two-step クラスタ分析のサンプルに用いる変数

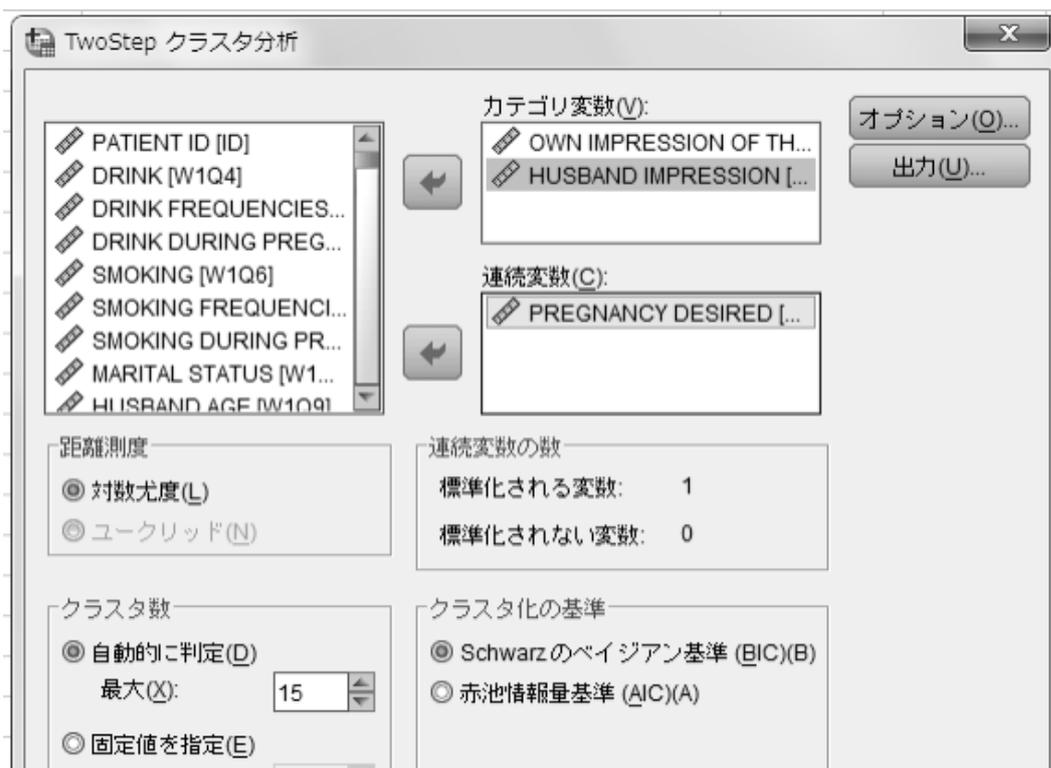
変数名	ラベル	内容	尺度
W1Q1	OWN IMPRESSION OF THE CURRENT PREGNANCY	本人の困惑	順位尺度
W1Q2	HUSBAND IMPRESSION	夫の困惑	順位尺度
W1Q3	PREGANCY DESIRD	望んでいた妊娠	間隔尺度

まず、「分析 (A)」をクリックし、プルダウン・メニューを表示、そこから「分類 (F)」を選ぶ。今回は「TwoStep クラスタ (T)」を選んでクリックし、TwoStep クラスタ分析のダイアログ・ボックスを表示する。



16 ケースをグループに分けよう：クラスター分析

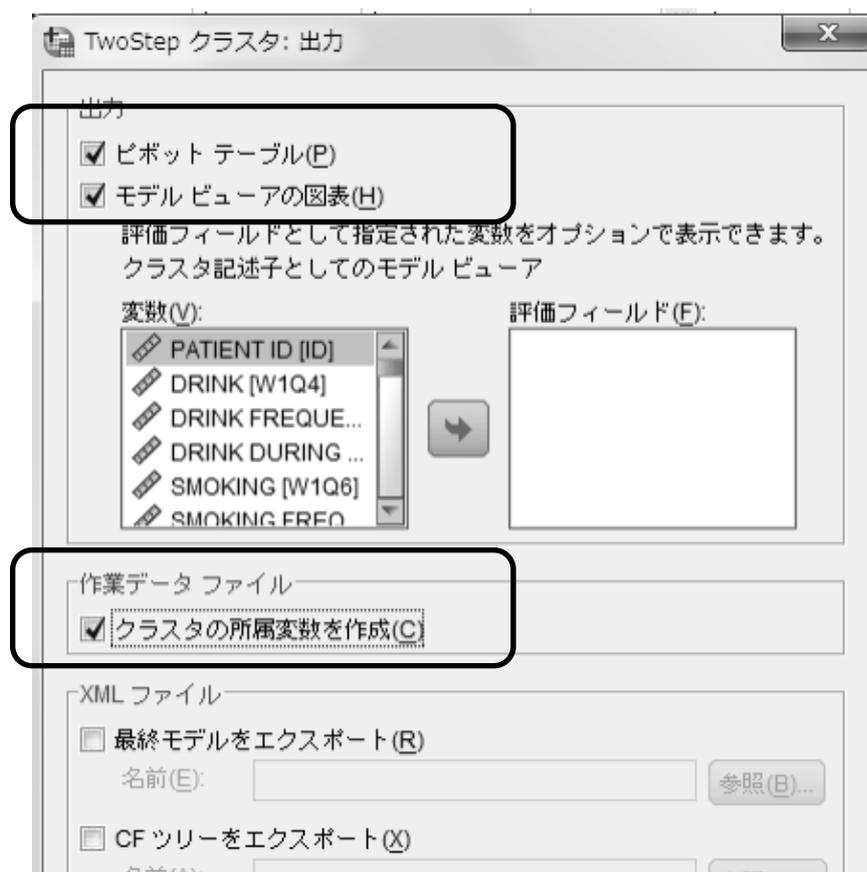
「TwoStep クラスター分析」のダイアログ・ボックスでは、左の変数の一覧から W1Q1 [OWN IMPRESSION OF THE CURRENT PREGNANCY] および W1Q2 [HUSBAND IMPRESSION] をクリックし、上にある矢印をクリックして「カテゴリ変数 (V)」に移動する。次に、W1Q3 [PREGNANCY DESIRED] をクリック、下の矢印をクリックして「連続変数 (C)」に移動する。カテゴリ変数が解析対象に含まれているため、距離測度に「ユークリッド」の採用は許されていない。距離測度は自動的に「対数尤度 (L)」となる。「クラスタ化の基準」はここでは「Schwarz のベイジアン基準 (BIC) (B)」を選ぶ。もちろん「赤池情報量基準 (AIC) (A)」でも良い。「クラスタ数」はデフォルトに従い、「自動的に判定 (D)」とする。その上で「OK」をクリックして、「TwoStep クラスター分析」のダイアログ・ボックスに戻る。



「オプション (O)」をクリックし、「TwoStep クラスター分析：オプション」のダイアログ・ボックスを表示する。すでにデフォルトとして、「標準化される変数 (T)」として PREGNANCY DESIRED が選ばれているので、このままで「続行」をクリックして、「TwoStep クラスター分析」のダイアログ・ボックスに戻る。



「出力 (U)」をクリックし、「TwoStep クラスタ分析：出力」のダイアログ・ボックスを表示する。ここで、「ピボットテーブル (P)」、「モデルビューアの図表 (H)」、作業データファイルの「クラスタの所属変数を作成 (C)」に印をつける。距離測定に用いなかった変数で、出来上がったクラスターへの寄与の程度をモデルビューアで見たい場合は、左の「変数 (V)」欄から希望する変数を「評価フィールド (F)」に移動すればよい。しかし、実際の研究でこれが必要とされる場合は少ないであろう。



ここで「続行」をクリックして「TwoStep クラスタ分析」のダイアログ・ボックスに戻り、「貼り付け (P)」をクリックしてシンタックス文を書き出す。

```

TWOSTEP CLUSTER
/CATEGORICAL VARIABLES=W1Q1 W1Q2
/CONTINUOUS VARIABLES=W1Q3
/DISTANCE LIKELIHOOD
/NUMCLUSTERS AUTO 15 BIC
/HANDLENOISE 0
/MEMALLOCATE 64
/CRITERIA INITHRESHOLD(0) MXBRANCH(8) MXLEVEL(3)
/VIEWMODEL DISPLAY=YES
/PRINT IC COUNT SUMMARY
/SAVE VARIABLE=TSC_665.
  
```

この解析を実行する。まず、自動クラスタ化の表示を見る。クラスター数の自動計算に Schwartz のベイズ基準 (Bayesian Information Criterion: BIC) を選んでいる。

自動クラス化

クラスの数	Schwarz の $\hat{\sigma}^2$ 基準 (BIC)	BIC 変化量 ^a	BIC 変化量の比 ^b	距離測度の比 ^c
1	780.105			
2	498.565	-281.540	1.000	2.895
3	422.796	-75.769	.269	1.261
4	369.498	-53.298	.189	1.405
5	341.009	-28.489	.101	1.476
6	332.276	-8.733	.031	1.211
7	330.769	-1.507	.005	1.700
8	343.392	12.623	-.045	1.003
9	356.082	12.690	-.045	1.709
10	377.118	21.036	-.075	1.305
11	400.904	23.785	-.084	1.084
12	425.387	24.483	-.087	1.127
13	450.807	25.420	-.090	1.173
14	477.316	26.509	-.094	1.928
15	506.857	29.541	-.105	1.178

- a. 変化は、表内の前のクラス数からのものです。
b. 変化率は、2 クラスの解の変化に対して相対的です。
c. 距離の測定の比率は、前のクラス数に対する現在のクラス数に基づいています。

作成された 2 つのクラスターに属するケース数とそのパーセント表示がクラスタ分布に現れている。今回の計算では第 1 クラスターに 72 ケース、第 2 クラスターに 165 ケースが属していた。欠損値の存在のため判定できなかったケースは 10 個存在していた。

クラス分布

	度数	% 結合	% 合計
クラス 1	72	30.4%	29.1%
2	165	69.6%	66.8%
結合	237	100.0%	96.0%
除かれたケース	10		4.0%
合計	247		100.0%

ではこの 2 つのクラスターはどのような特徴を持っているのだろうか。ここでケース間の距離の測定に用いた 3 つの変数について、2 つのクラスターの特徴を確認する。まず連続変数である PREGNANCY DESIRED の平均と標準偏差を、クラスタプロファイルの重心の一覧表で見てみる。第 1 クラスターは PREGNANCY DESIRED の平均点が 2.74 と、第 2 クラスターのそれより低い。つまり第 1 クラスターに属する女性ほど、拳児を希望していない傾向が認められる。

重心

		PREGNANCY DESIRED	
		平均	標準 偏差
クラス	1	2.74	1.088
	2	4.01	1.009
結合		3.62	1.186

次にカテゴリ変数である OWN IMPRESSION OF THE CURRENT PREGNANCY と HUSBAND IMPRESSION については、クロス集計表で見てみる。いずれも、第 1 クラスターは「とても嬉しかった」という反応を示した女性の頻度が低かった。

OWN IMPRESSION OF THE CURRENT PRGNANCY

		とても嬉しかった		あまり実感がなかった		困った、どうしようと思った	
		度数	パーセント	度数	パーセント	度数	パーセント
クラス	1	21	11.3%	36	100.0%	15	100.0%
	2	165	88.7%	0	0.0%	0	0.0%
結合		186	100.0%	36	100.0%	15	100.0%

HUSBAND IMPRESSION

		とても嬉しかった		あまり実感がなかった		困った、どうしようと思った	
		度数	パーセント	度数	パーセント	度数	パーセント
クラス	1	30	15.4%	28	100.0%	14	100.0%
	2	165	84.6%	0	0.0%	0	0.0%
結合		195	100.0%	28	100.0%	14	100.0%

このことから、第 1 クラスターは「妊娠に否定的反応を示したグループ」であり、第 2 クラスターは「妊娠に肯定的反応を示したグループ」であると解釈できる。妊娠に対する心理的反応がきれいな正規性を持っているのであれば、クラスター数は“1”になっていたであろう。クラスター数を自動決定させた結果、2 つのクラスターが出現したことは、妊娠に対する心理的反応という領域について質的に異なる 2 群が存在することを示唆するものであろう。そして妊娠に否定的反応を示す女性が全体の約 3 割に該当することも示された。この 3 割の女性と残りの 7 割の女性が質的に違うことが示唆されたのである¹⁵。

どのケースがどちらのクラスターに属するかは、SPSS の変数ビューの最終行に TSC_665 という新しい変数名で自動的に加えられている¹⁶。データビューを見ると、“1”か“2”の値で入力されている。通常の研究であれば、この新しい合成変数を用いてケースをクラスターに分けた上で次の解析に進むのである。

¹⁵ 表面的には正規分布を示す複数の変数があっても、質的に独立したカテゴリーの存在の有無を確認する方法が *toxometrics* である。この手法に興味のある読者は次の文献を読むことが勧められる。Ruscio, J., Haslam, N., & Ruscio, A. M. (2006). *Introduction to the taxometric method: A practical guide*. Mahwah: Lawrence Erlbaum Associates.

¹⁶ この変数名は計算ごとに新しく作成されるので、いったん計算が終了したら研究者の分かりやすいように変更したほうが良い。

16 ケースをグループに分けよう：クラスター分析

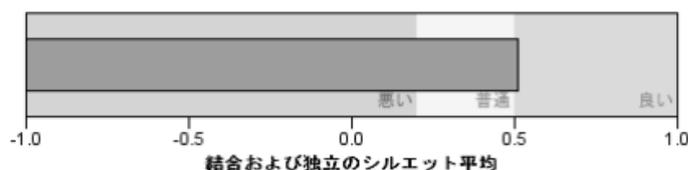
	名前	型	幅	小数桁数	ラベル
118	W2_MDE_...	数値	8	0	MIDWIFE A DX OF MDE WAVE 2
119	W2_MDE_...	数値	8	0	MIDWIFE B DX OF MDE WAVE 2
120	W3_MDE_...	数値	8	0	MIDWIFE A DX OF MDE WAVE 3
121	W3_MDE_...	数値	8	0	MIDWIFE B DX OF MDE WAVE 3
122	TSC_665	数値	10	0	TwoStep クラス番号

最後にクラスター解の質が クラスター精度として図示される。シルエット平均 (silhouette measure) が 0.5 以上であれば満足のゆく結果といえる。

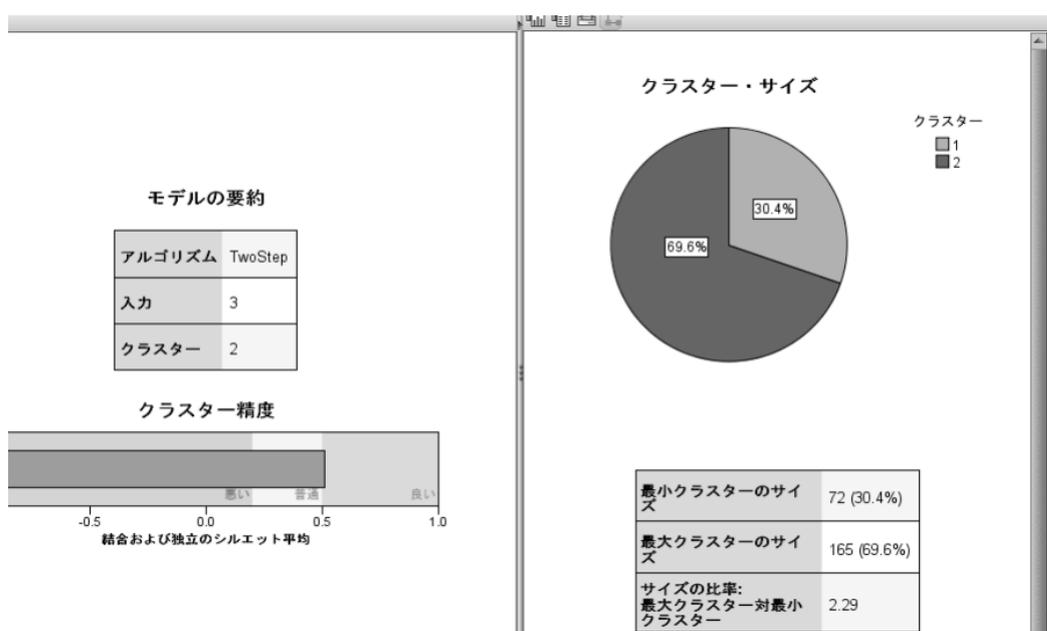
モデルの要約

アルゴリズム	TwoStep
入力	3
クラスター	2

クラスター精度



クラスター精度の部分をダブルクリックするとモデルビューアがその右側に出現する。

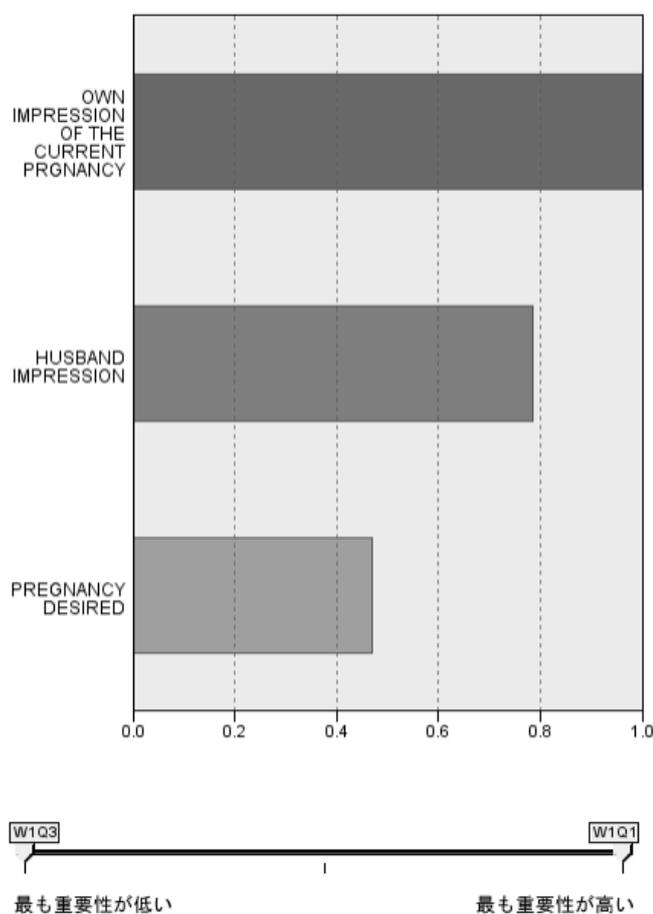


複数のクラスターが出た場合、モデルビューアの中に、最小のケース数のクラスターの比率と最大のケース数のクラスターの比率などがグラフとして描写される。さらに、モデルビューアの下の部分に「ビュー」というアイコンがある。ここをクリックしてプルダウン・メニューを出す。ここで「予測値の重要性」を選んでクリックする。



すると今回、距離測定に使用した3つの変数が、クラスターの区別にどれほど重要な役割を持っていたかがグラフ表示される。今回の解析では、W1Q1[OWN IMPRESSION OF THE CURRENT PREGNANCY] がもっとも重要な寄与をしていることが分かる。

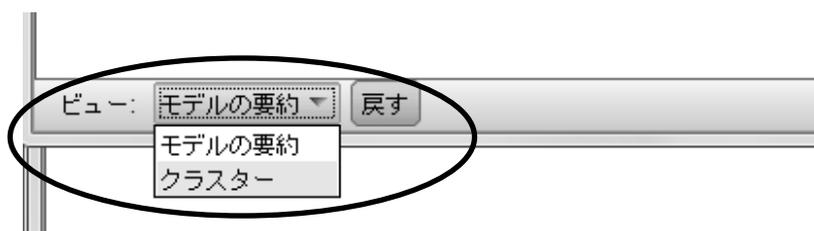
予測値の重要度



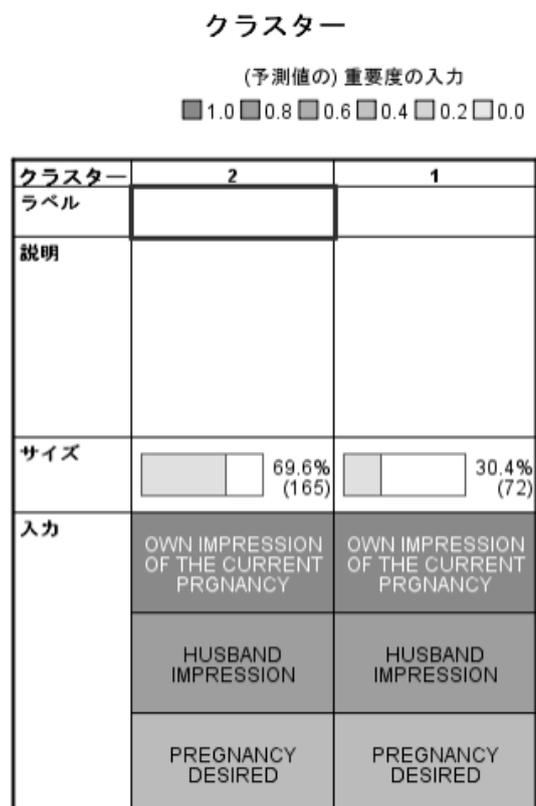
重要度を数値で見たいときは、モデルビューアの最下部にあるビューというアイコンをクリックしてプルダウ

16 ケースをグループに分けよう：クラスター分析

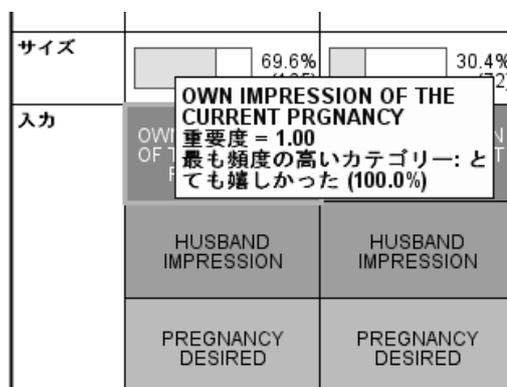
メニューを出し、ここから「クラスター」を選んでクリックする。



すると次のようなグラフが現れる。



ここで特定のクラスターの特定の変数の上にマウスを移動すると、以下のような表示が出現し、重要度が数字で表示される。



4 クラスター分析の発展

1. 継時的変化をグループ化する

クラスター分析は横断的データを距離の変数として用いるだけではない。同じ尺度を用いて複数の時点で測定したデータから、尺度の得点の継時的変化 (trajectory) によるケースのグループ分けを試みることができる。同一時点では同じ心理状態であっても、それが固定的に続くものや時間経過で変化することもある。臨床的用語を用いれば、前者が慢性例で後者が急性例である。これらの所見からケースを診断的に分けたい場合、クラスター分析を応用することができる。

ここでは sample data の中で、妊娠後期に HADS で測定した抑うつ・不安と産後 2 回の時点での EPDS 得点を用いて、こうした経過分類を試みてみる。EPDS については最近の研究で 3 因子構造が確認されている¹⁷。EPDS の各因子は depression, anxiety, anhedonia と命名された。そこでここではこの中で depression (3 項目) と anxiety (3 項目) の下記尺度をケース間の距離の尺度として採用する。そのシンタックス文は次のようなものである。欠損値には 99 という値を割り振った。

```
### EPDS THREE FACTOR SCORES ###
COMPUTE      W2EPDS_DEP=W2E7_1+W2E8_1+W2E9_1.
COMPUTE      W2EPDS_ANX=W2E3_1+W2E4_1+W2E5_1.
COMPUTE      W2EPDS_AHD=W2E1_1+W2E2_1.
IF           (QW2EPDS LT 6)W2EPDS_DEP=99.
IF           (QW2EPDS LT 6)W2EPDS_ANX=99.
IF           (QW2EPDS LT 6)W2EPDS_AHD=99.
COMPUTE      W3EPDS_DEP=W3E7_1+W3E8_1+W3E9_1.
COMPUTE      W3EPDS_ANX=W3E3_1+W3E4_1+W3E5_1.
COMPUTE      W3EPDS_AHD=W3E1_1+W3E2_1.
IF           (QW3EPDS LT 6)W3EPDS_DEP=99.
IF           (QW3EPDS LT 6)W3EPDS_ANX=99.
IF           (QW3EPDS LT 6)W3EPDS_AHD=99.
MISSING VALUES W2EPDS_DEP W2EPDS_ANX W2EPDS_AHD
                W3EPDS_DEP W3EPDS_ANX W3EPDS_AHD
                (99).
VAR LABELS    W2EPDS_DEP 'WAVE 2 DEPRESSION'/
                W2EPDS_ANX 'WAVE 2 ANXIETY'/
                W2EPDS_AHD 'WAVE 2 ANHEDONIA'/
                W3EPDS_DEP 'WAVE 3 DEPRESSION'/
                W3EPDS_ANX 'WAVE 3 ANXIETY'/
                W3EPDS_AHD 'WAVE 3 ANHEDONIA'.
CONDESCRIPTIVE W2EPDS_DEP W2EPDS_ANX W2EPDS_AHD
                W3EPDS_DEP W3EPDS_ANX W3EPDS_AHD.
```

¹⁷ Kubota, C., Okada, T., Aleksic, B., Nakamura, Y., Kunimoto, S., Morikawa, M., Shiino, T., Tamaji, A., Ohoka, H., Banno, N., Morita, T., Murase, S., Goto, S., Kanai, A., Masuda, T., Ando, M., & Ozaki, N. (2014). Factor structure of the Japanese version of the Edinburgh Postnatal Depression Scale in the postpartum period. *PLOS ONE*, 9, e103941.

16 ケースをグループに分けよう：クラスター分析

3 時点（妊娠後期，産後 1 ヶ月目，産後 3 ヶ月目）の抑うつ得点と不安得点を tow-step クラスター分析にかけた。すべて連続変数であるので，ケース間の距離はユークリッド距離を採用し，クラスター数の自動決定法には赤池情報量基準を採用した。そのシンタックス文は以下の通りである。

```
TWOSTEP CLUSTER
/CONTINUOUS VARIABLES=HAD_DEP HAD_ANX W2EPDS_DEP
                        W2EPDS_ANX W3EPDS_DEP W3EPDS_ANX
/DISTANCE EUCLIDEAN
/NUMCLUSTERS AUTO 15 AIC
/HANDLENOISE 0
/MEMALLOCATE 64
/CRITERIA INITHRESHOLD(0) MXBRANCH(8) MXLEVEL(3)
/VIEWMODEL DISPLAY=YES
/PRINT IC COUNT SUMMARY
/SAVE VARIABLE=TSC_8877.
```

自動クラスタ化は以下のように出力された。

自動クラスタ化

クラスタの数	赤池情報量基準 (AIC) (A)	AIC 変化量 ^a	AIC 変化量の比 ^b	距離測度の比 ^c
1	873.567			
2	819.615	-53.952	1.000	1.406
3	713.262	-106.353	1.971	1.409
4	731.641	18.378	-.341	1.019
5	667.941	-63.700	1.181	1.099
6	671.849	3.908	-.072	1.104
7	687.479	15.630	-.290	1.033
8	708.468	20.989	-.389	1.050
9	727.896	19.428	-.360	1.001
10	747.246	19.350	-.359	1.167
11	750.543	3.297	-.061	1.006
12	770.624	20.081	-.372	1.009
13	784.925	14.302	-.265	1.060
14	804.234	19.309	-.358	1.061
15	825.326	21.092	-.391	1.005

- 変化は、表内の前のクラスタ数からのものです。
- 変化率は、2 クラスタの解の変化に対して相対的です。
- 距離の測定の比率は、前のクラスタ数に対する現在のクラスタ数に基づいています。

クラスター分布をしてみると、欠損値の存在のため除外されたケースが 42 ケースあり、残りのうち、160 ケースが第 1 クラスターに、33 ケースが第 2 クラスターに、12 ケースが第 3 クラスターに属することが明らかとなった。

クラスター分布

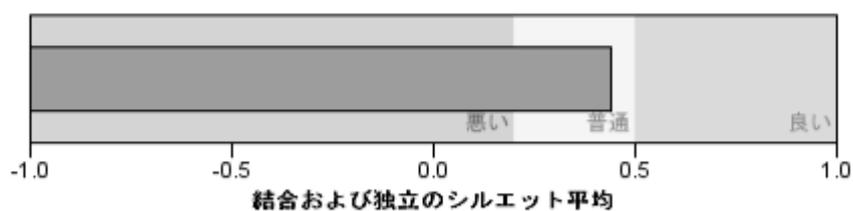
	度数	% 結合	% 合計
クラスター 1	160	78.0%	64.8%
クラスター 2	33	16.1%	13.4%
クラスター 3	12	5.9%	4.9%
結合	205	100.0%	83.0%
除かれたケース	42		17.0%
合計	247		100.0%

この 3 クラスターモデルは普通の精度を示していた。

モデルの要約

アルゴリズム	TwoStep
入力	6
クラスター	3

クラスター精度



距離の測定に使用した 6 つの変数のうち、予測に強く貢献したのは ANXIETY OF HAD であり、ついで WAVE 2 DEPRESSION であった。

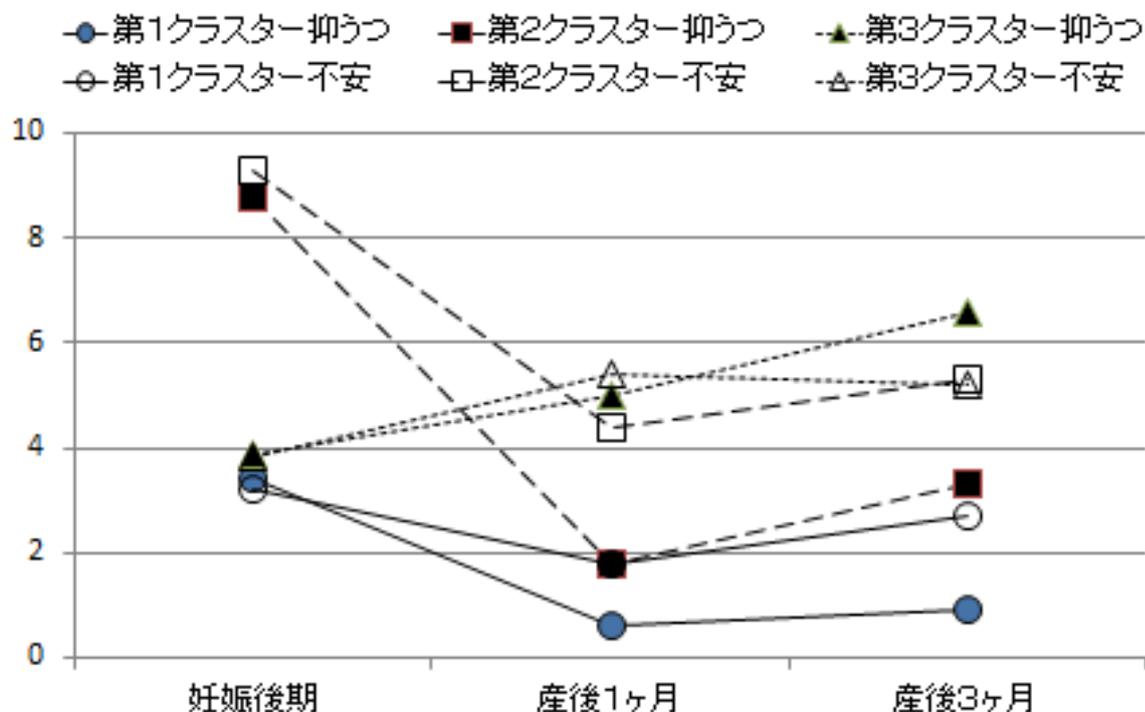
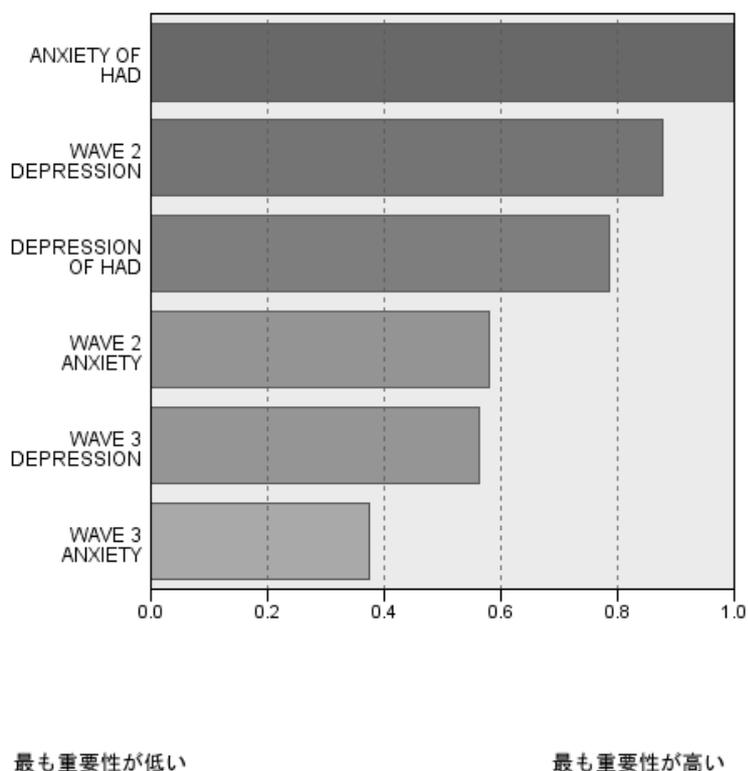


図 16-7 継時的データを利用したクラスター分析

各時点における各クラスターの抑うつ得点および不安得点の平均点のプロットが図 15-7 である。第 1 クラスターが丸と直線、第 2 クラスターが四角と大きな破線、第 3 クラスターが三角と細かい破線で示されている。抑うつは塗りつぶし、不安は白抜きで表示されている。大多数を占めている第 1 クラスターは抑うつ、不安とも

にいずれの時点でも最も低い値を示していた。従ってこれは「健常グループ」と考えられる。第 2 クラスタは妊娠後期において抑うつ・不安が高値であるが、産後 1 ヶ月と産後 3 ヶ月には明らかに低下している。従ってこれは「妊娠うつ病グループ」と考えられる。最後の第 3 クラスタは妊娠後期には抑うつ・不安の水準が健常グループと同じだが、産後 1 ヶ月と産後3ヶ月で高くなっていた。従ってこれは「産後うつ病グループ」と考えられる。

このように、複数時点の値の変化を距離の変数として扱うことで、ケースの継時的変化の特徴でグループ分けを行うことができる。各時点で変数に閾値を設定し、それより値が高いか低いかで分けた上で経過の特徴を見るといった手法に比べ、恣意性が低いという特徴がある。

症状の継時的変化のパターンを trajectory と呼ぶことがある。大砲からタマを打つと、一定の放物線を描く。これが trajectory である。大砲の上へ向かう角度、火薬の量、タマの特徴、空気抵抗、風向きなどがこの放物線を決めている。症状の継時的変化のパターンを大砲のタマの放物線に見立て、これをいくつかのカテゴリに分けようとするときに、クラスタ分析が利用できるのである。時間的変化そのものを群分けする手法であるため児童精神医学や発達心理学領域で使用されることが多い¹⁸。

-
- ¹⁸ たとえば Baker, E. D., Boilvin, M., Brendgen, M., Fontaine, N., Arseneault, L., Vitaro, F., Bissonnette, C., & Tremblay, R. E. (2009). Predictive validity and early predictors of peer-victimization trajectories in preschool. *Archives of General Psychiatry*, 65, 1185-1192.
- Bandura, A., Barbaranelli, C., Caprara, G. V., & Pastorelli, C. (2001). Self-efficacy beliefs as shapers of children's aspirations and career trajectories. *Child Development*, 72, 187-206.
- Chung, I. J., Hill, K. G., Hawkins, J. D., & Nagin, D. S. (2002). Childhood predictors of offense trajectories. *Journal of Research in Crime and Delinquency*, 39, 60-90.
- Ge, X., Lorenz, F. O., Conger, R. D., Elder, G. H. Jr., & Simons, R. L. (1994). Trajectories of stressful life events and depressive symptoms during adolescence. *Developmental Psychology*, 30, 467-483.
- Hakulinen, C., Jokela, M., Hintsanen, M., Pulkki-Raback, L., Hintsala, T., Merjonen, P., Josefsson, K., Kahonen, M., Raitakari, O. T., & Keltikangas-Jarvinen, L. (2013). Childhood family factors predict developmental trajectories of hostility and anger: A prospective study from childhood into middle adulthood. *Psychological Medicine*, 43, 2417-2426.
- Iancu S. C., Batelaan, N. M., Zweekhorst, M. B. M., Bunders, J. F. G., Veltman, D. J., Penninx, B. W. J. H., & van Balkom, A. J. L. M. (2014). Trajectories of functioning after remission from anxiety disorders: 2-year course and outcome predictors. *Psychological Medicine*, 44, 593-605.
- Kroneman, L. M., Hipwell, A. E., Loeber, R., Koot, H. M., & Pardini, D. A. (2011). Contextual risk factors as predictors of disruptive behavior disorder trajectories in girls: The moderating effect of callous-unemotional features. *Journal of Child Psychology and Psychiatry*, 52, 167-175.
- Mackie, C. J., Castellanos-Ryan, N., & Conrod, P. J. (2011). Developmental trajectories of psychotic-like experiences across adolescence: Impact of victimization and substance use. *Psychological Medicine*, 41, 47-58.
- Munson, J. A., McMahon, R. J., & Spieker, S. J. (2001). Structure and variability in the developmental trajectory of children's externalizing problems: Impact of infant attachment, maternal depressive symptomatology, and child sex. *Development and Psychopathology*, 13, 277-296.
- Pelayo-Terán, J. M., Díaz, F. J., Pérez-Inglesias, R., Suárez-Pinilla, P., Tabarés-Seisdedos, R., de León, J., & Crespo-Facorro, B. (2014). Trajectories of symptom dimensions in short-term response to antipsychotic treatment in patients with a first episode of non-affective psychosis. *Psychological Medicine*, 44, 37-50.
- Pietrzak, R. H., Feder, A., Singh, R., Schechter, C. B., Bromet, E. J., Katz, C. L., Reissman, D. B., Ozbay, F., Sharma, V., Crane, M., Harrison, D., Herbert, R., Levin, S. M., Luft, B. J., Moline, J. M., Stellman, J. M., Udasin, I. G., Landrigan, P. J., & Southwick, S. M. (2014). Trajectories of PTSD risk and resilience in World Trade Center responders: An 8-year prospective cohort study. *Psychological Medicine*, 44, 205-219.
- Smith, O. R. F., Kupper, N., Denollet, J., & de Jonge, P. (2011). Vital exhaustion and cardiovascular prognosis in myocardial infarction and heart failure: predictive power of different trajectories. *Psychological Medicine*, 41, 731-738.

2. ケースをグループ化する手法

クラスター分析はケースをその関連性からいくつかのグループに分ける手法である。こうした手法は、ほかに (a) 潜在クラス分析 (latent class analysis) (b) タクソメトリックス (taxometrics) などがある。