多次元尺度構成法を用いた空間レイアウト過程*

(第1報, レイアウト対象の座標プロット段階まで)

谷口 勝 洋*¹, 石 舘 達 二*²
高 橋 輝 男*³, 吉 本 一 穂*²

Spatial Layout Process Applying the Multi-dimensional Scaling

(1st Report, The Stage of Plot Planning)

Katsuhiro TANIGUCHI, Tatsuji ISHIDATE,
Teruo TAKAHASHI and Kazuho YOSHIMOTO

The purpose of this study is to arrange the spatial layout process on the premise of polyhedral layout factors. As the first step in this study, this report goes as far as the theoretical plot of layout objects, applying multi-dimensional scaling. In particular, the M-D-SCAL-5M program is applied. Based on affinity sample data (10 categories) for a hospital with 48 layout objects, we developed a quantitative evaluation method using "Kruskal Stress" for each plot plan and a heuristic approach including an improvement loop to the plan by removing the low-affinity sample as noise.

Key Words: Design, Process Planning, Operation Planning, Production Planning Layout Process, Plot Planning, Multi-dimensional Scaling

1. 緒 言

本研究では, 空間レイアウト過程を図1のように構成している。本報では, 特に, 同図における「レイアウト対象の座標プロット」段階までを中心に述べる。なお, 「レイアウト対象間の親近度の同定」段階は, レイアウト対象(以下, 対象と呼ぶ。)の位置関係を特定する情報を整備することが目的であり, 本研究では対象間の移動量に限らず, 多面的な要因を考慮している⁽¹⁾⁽²⁾。すなわち, それらは Nadler, G.⁽³⁾ や Chestnut, H.⁽⁴⁾ の提唱しているシステム特性項目のうちで, 対象間の親近性に影響するものをさしている。したがって, 従来の移動量のみでは, 親近度の認知がされなかった対象間にも, 新たな面からの親近度が発生する。このことは, レイアウト計画において, 考慮しなければならない対象サンプル(組合せ)が一挙に増大していくことを意味している。

このような状況のなかで, しかも, 対象が相当数に

なると, それぞれの対象サンプルの親近度を満足した全体的レイアウト計画をたてることは, その組合せ数の大きさから, 非常に難しくなる。

そこで, 本報では, この親近度の大きさを距離関係に置き換え, すべての対象サンプルの位置関係を, 同時に, 多次元座標プロットできる方法として多次元尺度構成法を導入する。また, 多次元尺度構成法の中でも, 図1のステップ3以降に最も継げやすい Kruskal の方法(ノンメトリックタイプ)を用いて, 最終的空間レイアウトの基礎となる二次元座標プロット案を選定する過程について述べる。

なお, 同過程は, 最適解を求めるものではなく, 各座標プロット案に対する定量的評価方法や低親近度ランク対象サンプルの除去による改善ループを組込んだヒューリスティックアプローチとして展開する。

また, その内容を, より具体的にするために, 今回, 施設設計の一環として, 48 対象(部門)をもった病院事例データを用い, 最終座標プロット結果の出力までを行う。

2. M-D-SCAL-5M プログラム 選定背景

まず, 本研究で用いる多次元尺度構成法の種別の選

* 原稿受付 平成5年2月19日。

*¹ 正員, 大成建設(株)開発本部(〒163-06 東京都新宿区西新宿1-25-1)。

*² 早稲田大学理工学部(〒169 東京都新宿区大久保3-4-1)。

*³ 早稲田大学システム科学研究所(〒169 東京都新宿区大久保3-4-1)。

定について述べる。上記親近度は、ここでは、カテゴリデータとして与え、全対象サンプルについては、表2に示す親近度マトリックスとして整理している。このようなカテゴリデータを前提として、全対象の座標プロットに結びつけるために、次のような特徴をもつノンメトリックタイプの多次元尺度構成法を用いる⁽⁷⁾。

(i) 親近度を距離関係の順序尺度(ordinal scale)と置き換えることができる。すなわち、親近度を距離関係に忠実に反映できる。

(ii) 一般に、メトリックタイプに比べ、より少ない次元数で、全対象の座標プロットが可能と期待できる。

さらに、ノンメトリックタイプにも、Shepard, Kruskal (MD-SCAL), Guttman (SSA), 林(MDA-OR)などの種々の方法が提唱されているが、本研究では、特に、距離構成手順や入力データの性格から、次のような特色をもつKruskalの方法(図2に示すM-D-SCAL-5Mプログラムブロックフロー)を選定した。

(i) 座標プロット結果が親近度の順位関係をどの程度満足しているかをみる評価基準として、式(1)によるstressを用いる⁽⁵⁾⁽⁶⁾。

$$\text{stress}(S) = \left[\frac{\sum_{i < j} (d_{ij} - \hat{d}_{ij})^2}{\sum_{i < j} d_{ij}^2} \right]^{1/2} \quad \dots\dots\dots (1)$$

(ただし、 d_{ij} は対象*i, j*間の距離、 $\hat{d}_{ij}$ は d_{ij} の平均をさす。)

なお、同法はstressを最小とする布置を求める過程で、 d_{ij} をもとに、 $\hat{d}_{ij}$ の値を決める計算を含み、その都度、stressを評価しながら、反復的な手法で、解を導くことを特色としている。

(ii) 距離関係の順位のみを重要視し、その順位の高い対象サンプルを優先的に接近させて布置し、順位の低い対象サンプルについては、比較的自由にプロットでき、現実的である。

3. 座標プロット案の評価方法

3.1 stressの評価 ここでは、stressが最小(相対的)となる座標プロット、すなわち、各対象サンプルの親近度の順序関係が最も保たれた案を見付けだすことが重要な課題である。

この最小点を探す方法として、まったく別の初期布置(乱数による)からスタートして、ほぼ同じ解がえられるかどうかを調べるという方法が提唱されている⁽⁸⁾。

また、このstressの達成度の評価に関して、Krus-

note) feedback loops are omitted.

図1 空間レイアウト過程

note) FC means layout object

図2 M-D-SCAL-5Mプログラムブロックフロー
〔注〕本図は参考文献(8)に基づいてブロックフロー化したものである。〕

kalは表1の評価表をあげている。

なお、本報では、対象数の大きさを考慮して、その適合度基準を“fair”以上とした。

3.2 各親近度ランク間の相関比評価 上記stressは座標プロット結果全体に対する評価基準である。

表 2 親近度マトリックス

stress	conformity level
0.20	poor
0.10	fair
0.05	good
0.025	excellent
0.000	perfect

図 3 座標プロット案選定フロー

各親近度ランク間の対象サンプル距離の分布状況を調べることも座標プロット案の採否には欠かせない。特に、上位親近度ランク間においては、一層重要となる。すなわち、上位親近度ランクをもつ対象サンプルほど、より近接化が要求され、各ランクに相応した距離関係が確保されているかどうかを吟味する必要性がある。

そこで、本報では、図2に示す M-D-SCAL-5 M プログラムブロックフローにより出力される Shepard Diagram (図4~6 参照)を用いて、その判別する方法を提案する。すなわち、Shepard Diagram で表示される各親近度ランクにおける対象サンプル距離の分布状態の差異度を相関比というかたちで求める。

いま、変量 X が $X_1, \dots, X_i, \dots, X_k$ の k 個のカテゴリ (親近度ランク) に分けられ、それぞれのカテゴリごとに量的変量 y が分布するものとする。このとき、相関比 η は、式 (2) で求められる。

$$\hat{\eta}_{yx} = \left[1 - \frac{\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{ni} (y_{ij} - \bar{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{ni} (y_{ij} - \bar{y})^2} \right]^{1/2} \quad \dots\dots\dots (2)$$

ただし、

FC	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50
1	7	4	5	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50			
2	7	4	5	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50			
 			
33	7	4	5	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50			
34	7	4	5	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50			
35	7	4	5	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50			
36	7	4	5	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39	40	41	42	43	44	45	46	47	48	49	50			
37	7																																																	

$$\bar{y}_i = \frac{1}{n_i} \sum_{j=1}^{n_i} y_{ij},$$

$$\bar{y} = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} y_{ij} / \sum_{i=1}^k n_i = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^{n_i} y_{ij}$$

なお、本報では、相関比基準を上位3親近度ランク間について、基本方針として0.8以上とした。

4. 座標プロット案選定過程

上記 Kruskal stress 評価表および各親近度ランク間の相関比を用いて、最終座標プロット案を選定する手順を図 3 にそって述べる⁽⁹⁾。

4・1 親近度マトリックスの整理 上述したように、M-D-SCAL-5 M シミュレーションを行うにあたり、各対象サンプルの親近度を規定した親近度マトリックスを準備する。ここでは、表 2 に示す、48 対象から成る病院事例データ (0~9 の親近度ランク構成) を与える。

4.2 M-D-SCAL-5M シミュレーション 表2
に示す親近度マトリックスを入力データとして, M-D-
SCAL-5 M プログラムによるシミュレーションを行
う。

なお、ここでは、3・1 節で述べたように、最小点を見出すために、初期布置を 10 ケース準備し、シミュレーションを行った。その場合の各ケースの stress 値を表 3 に示す。その結果、本事例での採用案をケース 1 (stress=0.255 0) とし、以降の座標プロット案選定フローにおける検討をすすめる。

4.3 Kruskal stress の適合度算定 上記採用案

は $\text{stress}=0.2550$ であり, 表 1 と照合して明らかなように, “poor” 以下の結果となっている。

4.4 各親近度ランク間の相関比算定 上記採用案について, Shepard Diagram および相関比マトリックスを出力すると, それぞれ, 図 4 および表 4 のようになる。

4.5 チェック 当ステップは, 4.3 節および 4.4 節で求めた stress の適合度および各親近度ランク間の相関比が, 3.1 節および 3.2 節で設定した評価方針(以下, 設定基準とする。)に合致するかどうかを判定するのがおもな目的である。ここでは, いずれも, 設定基準に合致しないため, 図 3 における NO ループ, すなわち, 4.6 節の検討に移る。

4.6 低親近度ランク対象サンプルを順次 0 とした

表 3 初期布置ケース別 stress 算定表(10 ケース)

CASE No.	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
Stress	0.2550	0.2572	0.2583	0.2657	0.2820	0.2854	0.2907	0.2951	0.2968	0.2974

表 4 相関比マトリックス(初期布置案)

RANK	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
0	0.0	0.44609	0.50703	0.56432	0.63133	0.55545	0.50709	0.47565	0.46802	0.43892
1	0.0	0.0	0.28647	0.50515	0.68277	0.68663	0.69720	0.67279	0.67953	0.65382
2	0.0	0.0	0.0	0.31072	0.59790	0.66543	0.71978	0.69998	0.71610	0.69442
3	0.0	0.0	0.0	0.0	0.41008	0.56397	0.68764	0.67211	0.70200	0.68311
4	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.25527	0.54183	0.53966	0.60272	0.58892
5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.61923	0.62509	0.73813	0.73657
6	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.25577	0.90618	0.95202
7	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.53563	0.61301
8	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.44744
9	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0

表 5 相関比マトリックス(親近度ランク 1 → 0)

RANK	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
0	0.0	0.0	0.37553	0.36280	0.43063	0.39504	0.33903	0.32026	0.30830	0.28938
1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2	0.0	0.0	0.0	0.05461	0.40055	0.64433	0.67610	0.67841	0.68088	0.66765
3	0.0	0.0	0.0	0.0	0.36290	0.64402	0.69001	0.69558	0.70006	0.68860
4	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.37526	0.49336	0.52003	0.53958	0.53663
5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.40921	0.52667	0.59929	0.62470
6	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.37777	0.63024	0.71867
7	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.54887	0.74635
8	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.80135
9	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0

表 6 相関比マトリックス(親近度ランク 2 および 1 → 0)

RANK	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
0	0.0	0.0	0.0	0.36685	0.43171	0.37448	0.33877	0.31029	0.30889	0.28746
1	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
2	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0
3	0.0	0.0	0.0	0.0	0.46132	0.71623	0.81301	0.79387	0.82145	0.80759
4	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.35646	0.61350	0.59089	0.65785	0.64462
5	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.73019	0.73448	0.83789	0.83745
6	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.88076	0.74101	0.78586
7	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.82677	0.86837
8	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.82242
9	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0	0.0

M-D-SCAL-5M シミュレーション 4.2 節で選定した初期布置案について, まず, 親近度ランク 1 の対象サンプルを親近度ランク 0 にした M-D-SCAL-5M シミュレーションを行う。その結果, $\text{stress}=0.1864$ となり(図 5 参照), 相関比マトリックスは表 5 のようになった。これらは, 依然, 設定基準を満足するものではない。

そこで, 再度, 親近度ランク 2 および 1 の対象サンプルを, それぞれ, 親近度ランク 0 にした M-D-SCAL-5M シミュレーションを行う。その結果, $\text{stress}=0.1036$ となり(図 6 参照), 相関比マトリックスは表 6 のようになった。これらは, いずれも, 設定基準を満足するものであり, 図 3 における YES ループ, すなわち, 4.7 節の検討に移る。

4.7 座標プロット図の出力 4.6 節の検討結果を踏まえて, 本事例の最終採用案として, 図 7 に示すような座標プロット図を出力する。

5. 考 察

まず, stress の大小関係と相関比マトリックスの整合性について考察する。今回, 初期布置を同一として, ①全親近度, ②親近度ランク 1 を 0 にした場合, ③親近度ランク 2 および 1 を 0 にした場合について, 各親近度ランク間の相関比を求めた。

このような処理の妥当性について, 若干の考察を加える。低親近度対象サンプル間距離は, 計算過程において, ほとんど重要視されずにプロットされる。そのために, 例えば, 近接性が要求されないにもかかわらず, 近づけられてしまうという結果が発生する。その結果, 上位親近度ランクに属するかのような stress 計算がなされてしまう場合もある。したがって, このような親近度ランクの対象サンプルが一種のノイズとして影響すると思われる。上記処理は, このような危険性を取り除こうとするものである。

図表 4~6 に示すとおり, 順次 stress の低下は認められ, 同時に, 一部を除いて, stress が小さくなるほど, 上位親近度ランク間の相関比が高くなる傾向が見受けられる。例えば, 親近度 9 と 8 については, stress : 0.255 0, 0.186 4, 0.103 6(図 4~6 参照) に対して, それぞれ, 相関比は, 0.447 44, 0.801 35, 0.822 42(表 4~6 参照) となっている。また, 上位親近度ランクとそれ以下の関係については, stress=0.103 6 の場合に, 他のケースと比べて, 高い相関比分布(表 6 参照)を示している。なお, 本結果は, 上述したように, 当該初期布置に対する一事例であり, 相関比マトリッ

クスは, 設計方針に基づき, 設定基準が与えられた場合の座標プロットの評価手法として提案するものである。

次に, 各 Shepard Diagram と相関比マトリックスの整合性について考察する。まず①の場合(stress=0.255 0)については, 各親近度ランク間の相関比は, 概して, あまり高くないが, 部分的に, 非常に高くなっているのが見受けられる。したがって, Shepard Diagram パターン(図 4)もイレギュラなかたちをとり, 本来, 目標とするものからは離れている。ただ, 他の場合と比べて, 親近度ランク 0 と他との相関比は比

図 5 ケース②における Shepard Diagram

図 4 ケース①における Shepard Diagram

図 6 ケース③における Shepard Diagram

図 7 座標プロット図

較的高くなっており、それらの対象サンプルは、ある程度、遠ざけられていることが、同 Shepard Diagram からわかる。

②の場合(stress=0.1864)は、親近度ランク 9 と 8 の相関比以外は、全般的に高い値を示していないが、①の場合のように、突出したものはなく、本来的方向に近づいていることがうかがえる。

③の場合(stress=0.1036)は、他の場合と比べて、全般的に高い相関比を示している。また、各親近度ランクにおける最長距離部分にある対象サンプル群が本来の曲線上にあり(図 6 参照)、このことも、stress を低くしている原因と考えられる。

なお、②と③の場合について、ほぼ、共通して親近度 0 と他のランク間の相関比が低いことが認められる。このことは、全サンプル数 1,128 のうち、親近度ランク 1 までのサンプル数が 683、親近度ランク 2 までを入れると 809 となり、統計的に、これらの分布に吸収されてしまうような現象をひきおこすためと考えられる。

6. 結 語

多次元尺度構成法は、レイアウト問題には有用な手段と考えられていたが、初期布置により、結果に大きな影響を受けることと、座標プロット案選定方法の決

め手がないことが、レイアウト問題への適用を遅らせていた。今回、少なくとも、後者の課題については、ほぼ、解決できたように思われる。

特に、stress の改善方法の意味あいと、その手順化の目処をつけることができたことが、今後の研究の基礎となろう。

文 献

- (1) 石館・谷口, システム設計における機能結合に関する研究-病院への試行(第 2 報), 日本経営工学会 昭和 50 年度秋季研究発表会予稿集, (1975), 76-80.
- (2) 谷口, 病院におけるレイアウト要因の影響度に関する研究, 日本設備管理学会誌, 2-3 (1991), 15-20.
- (3) 吉谷, ワークデザイン, (1968), 37-42, 日刊工業.
- (4) Chestnut, H. (糸川監訳), システム工学の方法, (1969), 77-192, 日本経営出版会.
- (5) Kruskal, J. B., Multi-dimensional Scaling by optimizing goodness of fit to a nonmetric hypothesis, *psychometrika*, (1964), 1-27.
- (6) Kruskal, J. B., How to use M-D-SCAL, A program to do multi-dimensional scaling and multi-dimensional unfolding (version, 5M of M. D-SCAL) *all in FORTRAN IV*, (1969), 4-21.
- (7) 斉藤, 多次元尺度構成の理論, 数理科学, 152(1976), 13-23.
- (8) 水野・大隅, 多次元尺度解析の実際とプログラム, (1977), 9-18, 統計数理研究所.
- (9) Taniguchi, K., Facility Interior Layout Process Utilizing Multi-dimensional Scaling, *Inter. Session of Annual Design and System Division Meeting, JSME*, (1993), 136-142.