

オーダー時系列の分類に基づくクリニカルパス候補生成の試み

Mining clinical pathway candidates from order history
based on the clustering of order sequences

平野章二 津本周作
Shoji Hirano Shusaku Tsumoto

島根大学医学部医学科医療情報学講座

Department of Medical Informatics, Shimane University, School of Medicine

In this paper we present a method for extracting common orders that may constitute building blocks for new clinical pathways. We firstly constitute occurrence and transition frequency maps of orders based on the order history stored in a hospital information system. Then we assess the 'typicalness' of each order sequence according to the generated maps. After that, we perform clustering of order sequences based on the similarity measured on the typicalness. Experimental results demonstrate that our method could generate clusters that reflect difference of clinical processes induced by the difference of operation dates, as well as simple sets of orders that have high values of typicalness.

1. はじめに

クリニカルパス (clinical pathway) [Zander 87] は、疾患ごとに予め診療計画を最適化し、これをテンプレートとして診療チーム全体で共有するもので、医療の質的な標準化と効率化、在院日数の短縮を図るツールとして近年医療分野で注目を集めている。図 1 にクリニカルパスの一例を示す。横軸は一般に時間軸であり、術前日、手術日、術後 1 日目など治療のフェーズを表現する。縦軸にはそのフェーズにおいて実施すべき検査、処置、処方等を配置する。また各フェーズや退院時において達成すべき到達目標 (アウトカム) なども設定されており、予め決められた基準に基づき状態評価が行われる。

フェーズ	入院当日	入院翌日
日付	2009/11/04(水)	2009/11/05(木)
入院日数	836日目	837日目
カラム	検査前	検査中
<input type="checkbox"/> アウトカム	安心して検査が受けられる 検査内容が充分に理解できる	苦痛なく検査が終了する 合併症なく良好な経過が得られる
<input type="checkbox"/> 到達目標	不安内容が表出できる	
<input type="checkbox"/> 説明情報		
<input checked="" type="checkbox"/> 記載		
<input type="checkbox"/>		
検査	採血検査 <input type="checkbox"/> 採血 <input type="checkbox"/> 出血時間 汎用検査	<input type="checkbox"/> 肝生検2H後 採血 <input type="checkbox"/> 汎用検査
	病理検査 生理・内視鏡 放射線 <input type="checkbox"/> 心電図 <input type="checkbox"/> 一般撮影	<input type="checkbox"/> 肝生検後、病理提出 <input type="checkbox"/> 超音波下治療 (光学医療施行)
薬剤	処方 <input type="checkbox"/> 服薬内容確認 <input type="checkbox"/> 検査日の内服中止の有無を指示	
	注射	<input type="checkbox"/> 静脈ライン確保 (安安静解除後 除去) <input type="checkbox"/> 肝生検前投薬 手技: IM [節注] 手技: DIV [点滴] - 末 梢マイン

図 1: 電子クリニカルパスの例

クリニカルパスは継続的な見直しを経て洗練化されてゆくものであるが、少なくとも構築の初期段階においてある程度の最適性を有し、また自施設での運用に適した計画であることが望まれる。白紙からのパス作成は医療従事者にとって極めて負担が大きく、実際には過去の治療例から合併症等を生じずス

ムーズに退院できた典型例を選び出し、その診療プロセスをたたき台として医療チームが検討を重ねクリニカルパスとしてテンプレート化する等の手法がとられる。しかしながら、そのような手法においてもなお、ひな型となる事例の抽出は症例の横断比較を伴う負担の大きい作業であり、計算機による支援が望まれている。

本研究では、病院情報システムに蓄積されたオーダー歴を横断的に分析し、全体を通じて典型的と考えられる (適用率の高い) 診療プロセスを半自動的に抽出することを試みる。診療プロセスがある程度定型化されている疾患においても、実際に発出されるオーダー (処置、処方、検査、看護などの指示) には大小様々な差異が生じ、複数の事例で完全に同じオーダー構成となることはむしろ希といえる。この差異には、診療プロセスを組み立てた時期や医療者の違い、手術日や時間帯の違い、カレンダーの影響、感染症の併発の有無、あるいは患者状態などが関連している。それらを念頭に、細かな差異を吸収しつつ、基本的なプロセスとしての共通性やまとまりを捉えることが課題である。

2. 方法

提案方法では、全ての事例の情報を元に、各フェーズにおいて各オーダー項目がどの程度の頻度で適用されているか、また、隣接するフェーズ間で、どのオーダー組が接続関係として多用されているかを頻度ベースで集計し、これらをもとに各事例のオーダー系列の「典型らしさ」を評価する。さらに、この評価指標をもとに、事例のクラスタリングを行い、類似した事例からなるグループを構成する。このようにして構成されたグループにおいて、最終的に最も評価指標の高い事例のオーダー系列を骨格候補とする。これにより、適用率の低いオーダーに起因する差異を抑えつつ、データに複数のプロセスが内包される場合もそれぞれをまとまりとして表出させることを目指す。

2.1 データの表現形式

提案方法で使用するデータの表現形式を図 2 に示す。対象のデータセットに含まれる事例の数を N とし、それぞれ X_1, X_2, \dots, X_N と表す。1 つの事例が 1 人の 1 入院に相当する。 N 個の事例の各々について、入院から退院までに出されたオーダーが時系列で記録されている。ここでは簡単のため時

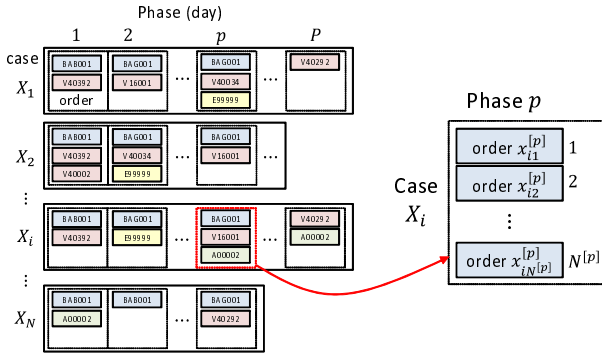


図 2: データの表現形式.

間の最小区分を 1 日とし, 1 日ごとにオーダを纏めたオーダ集合の時系列として表現する。入院からの経過日数をフェーズとし, 記号 $p(p = 1, 2, \dots, P)$ により表す。フェーズ数 P は退院までの期間に応じてケースごとに異なる値を取り得る。なお, フェーズの定め方は任意であり, 例えば 1 日ではなく半日を 1 フェーズとしても差し支えない。個々のオーダを記号 x により表し, 事例 X_i のフェーズ p において m 番目に出されたオーダを $x_{im}^{[p]}$ と記す。各フェーズに含まれるオーダの数は事例ごとに異なる。ここでは記号 $N^{[p]}$ で表すものとする。

オーダーにはアルファベットと数字からなるオーダコードが割り振られている。例えばコード V40392 は看護オーダ・食事摂取量確認と, コード A00002.N50449 は処方オーダ・イソジンガーグル 7%30ml(外用) と対応する。なお, このコードは本研究で使用する病院情報システムに関する一例であり, 他のコード体系であっても方法には直接影響しない。

2.2 適用頻度及び推移頻度の算出

まず, 全ての事例のデータを用いて, オーダの適用頻度を算出する。適用頻度はフェーズ単位で求める。フェーズ p において, コード c_k のオーダが適用される頻度を $\text{Freq}(c_k^{[p]})$ とするとき,

$$\text{Freq}(c_k^{[p]}) = \left| \left\{ x_{im}^{[p]} \in U \mid \text{code}(x_{im}^{[p]}) = c_k \right\} \right| \quad (1)$$

と定義する。ここで, $U = \{X_1, X_2, \dots, X_N\}$ は全事例のオーダ集合を, $\text{code}(x_{im}^{[p]})$ はオーダ $x_{im}^{[p]}$ のオーダコードをそれぞれ表す。また, 記号 $|\cdot|$ はこの集合に含まれる要素の数を示す。

次に, 隣接する 2 つのフェーズにおけるオーダの推移頻度を算出する。フェーズ p においてコード $c_k^{[p]}$ が, フェーズ $p+1$ においてコード $c_l^{[p+1]}$ が, いずれも同一事例にて出現する頻度を $\text{Freq}(c_k^{[p]}, c_l^{[p+1]})$ とするとき,

$$\text{Freq}(c_k^{[p]}, c_l^{[p+1]}) = \left| \left\{ (x_{im}^{[p]}, x_{in}^{[p+1]}) \in U \mid (\text{code}(x_{im}^{[p]}) = c_k) \wedge (\text{code}(x_{in}^{[p+1]}) = c_l) \right\} \right| \quad (2)$$

と定義する。図 3 に適用頻度及び推移頻度の表現方法を図示する。データセットに含まれるオーダコードの総数を C とするとき, 適用頻度は同図 (a) に示すように $C \times P$ の行列として表現でき, その要素が $\text{Freq}(c_k^{[p]})$ である。また, 推移頻度に関しては同図 (b) に示すように一組の隣接フェーズ ($p, p+1$) に対して $C \times C$ の行列が一つ作成され, その要素が $\text{Freq}(c_k^{[p]}, c_l^{[p+1]})$

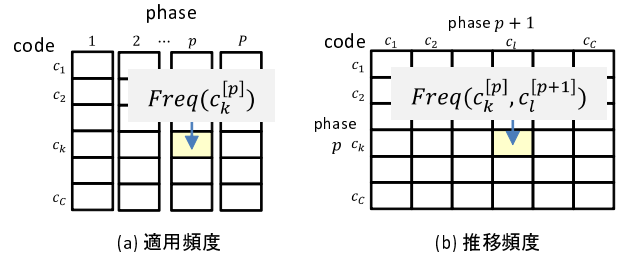


図 3: 適用頻度及び推移頻度行列.

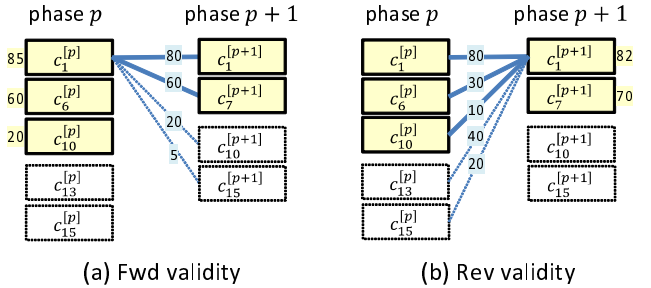


図 4: 推移の妥当性評価.

である。推移頻度の行列はフェーズ数を P とするとき $P-1$ 個生成される。なお, オーダコードの集合 $\{c_1, c_2, \dots, c_C\}$ には, データセットに含まれる全てのオーダコードに加えて, 「オーダ無し」を表す任意のコードを 1 つ含むものとする。

2.3 「典型らしさ」の評価

前節で生成した適用頻度の行列と推移頻度の行列を用いて, 各事例のオーダ系列の「典型らしさ」を評価する。この評価は, フェーズ p から $p+1$ を見る正方向 (forward) と, フェーズ $p+1$ から p を見る逆方向 (reverse) の双方向で行う。図 4 に例を示す。同図において, 実線枠で囲んだオーダはこの事例に含まれるオーダ項目を, 点線枠で囲んだオーダはこの事例に含まれない (データセット中の他の事例に含まれる) オーダ項目を示す。また, オーダ枠の隣に添記した数値はそのオーダの適用頻度を, オーダを結ぶ直線上の数値は当該オーダ間の推移 (共起) の発生頻度を示し, それぞれ前節で求めた $\text{Freq}(c_k^{[p]})$, $\text{Freq}(c_k^{[p]}, c_l^{[p+1]})$ と対応している。例えばこの事例はフェーズ p にオーダ $c_1^{[p]}$ を含んでおり, 同様に $c_1^{[p]}$ を含む事例がデータセット全体で 85 件 ($= \text{Freq}(c_1^{[p]})$) ある。いま, 同図 (a) に示す正方向の関係を考える。フェーズ p にオーダ $c_1^{[p]}$ を含む事例の内, $p+1$ においてオーダ $c_1^{[p+1]}$ を含むものはデータセット全体で 80 件あり, $c_7^{[p+1]}, c_{10}^{[p+1]}, c_{15}^{[p+1]}$ を含むものはそれぞれ全体で 60 件, 20 件, 5 件ある。データセット全体でフェーズ $p+1$ に位置するオーダはこれら 4 種類であり, そのうち今回の事例に含まれるものは実線枠で囲んだ $c_1^{[p+1]}, c_7^{[p+1]}$ の 2 つである。残りの 2 種類 ($c_{10}^{[p+1]}, c_{15}^{[p+1]}$) はこの事例に含まれないが, それらの頻度は 20 件, 5 件と低く, 典型らしさという観点での寄与は小さいと考えられる。そこで, この事例に含まれるオーダの頻度和 ($80+60=140$) を, 全体の頻度和 ($80+60+20+5=165$) で除すことで, 接続して出現する頻度の高いオーダがこの事例にどの程度含まれているかを求める。その値を, 元となるオーダ $c_1^{[p]}$ の頻度 ($=85$) で重み付けすることで, $c_1^{[p]}$ に関する正方向

向の典型らしさ ($85 \times 140/165 = 72.1$) 指標を得る。同様の処理をフェーズ p の各オーダについて行い、総和をとってフェーズ $p \rightarrow p+1$ の正方向の典型らしさ指標とする。以上を次式により定式化する。

$$\begin{aligned} \text{FwdValidity}^{[p]}(X_i) &= \sum_{m=1}^{N^{[p]}} \text{Freq}(c_m^{[p]}) \\ &\times \frac{\sum_{n=1}^{N^{[p+1]}} \text{Freq}(c_m^{[p]}, c_n^{[p+1]})}{\sum_{i=1}^C \text{Freq}(c_m^{[p]}, c_i^{[p+1]})} \quad (3) \end{aligned}$$

ここで、簡単のためにオーダ $x_{im}^{[p]}$ のコード $\text{code}(x_{im}^{[p]})$ を $c_m^{[p]}$ と記している。FwdValidity は、後ろに接続すべき頻度の高いオーダが欠落しているとき低い値をとる。同図 (b) に示す逆方向の値についても同様に、

$$\begin{aligned} \text{RevValidity}^{[p]}(X_i) &= \sum_{n=1}^{N^{[p+1]}} \text{Freq}(c_n^{[p+1]}) \\ &\times \frac{\sum_{m=1}^{N^{[p]}} \text{Freq}(c_m^{[p]}, c_n^{[p+1]})}{\sum_{k=1}^C \text{Freq}(c_k^{[p]}, c_n^{[p+1]})} \quad (4) \end{aligned}$$

と定義する。RevValidity は、前段に接続すべき頻度の高いオーダが欠落しているとき低い値をとる。これらの指標はいずれもオーダ数の影響を受けるため、次式のとおり正逆両方向の指標の和をオーダ数で平均し、これを事例 X_i に関するフェーズ p の典型らしさ指標とする。

$$\begin{aligned} \text{Validity}^{[p]}(X_i) &= \\ &\frac{\text{FwdValidity}^{[p]}(X_i) + \text{RevValidity}^{[p]}(X_i)}{N^{[p]} + N^{[p+1]}} \quad (5) \end{aligned}$$

事例 X_i のオーダ系列全体の典型らしさは、全てのフェーズについて指標値とオーダ数を積算し平均をとることで次式のごとく得られる。

$$\begin{aligned} \text{Validity}(X_i) &= \\ &\frac{\sum_{p=1}^P (\text{FwdValidity}^{[p]}(X_i) + \text{RevValidity}^{[p]}(X_i))}{\sum_{p=1}^P (N^{[p]} + N^{[p+1]})} \quad (6) \end{aligned}$$

2.4 典型らしさに基づくクラスタリング

前節において定義した典型らしさの指標を用いて事例のクラスタリングを行う。ここでは、指標をフェーズ単位で比較することにより、単に合計値の類似性ではなく、指標の分布の類似性を反映させる。事例 X_i と X_j の相違度 $\text{Dissim}(X_i, X_j)$ を次式により定義する。

$$\begin{aligned} \text{Dissim}(X_i, X_j) &= \\ &\frac{1}{P} \sum_{p=1}^P (\text{Validity}^{[p]}(X_i) - \text{Validity}^{[p]}(X_j))^2 \quad (7) \end{aligned}$$

事例 X_i と X_j でフェーズの数が異なる場合、存在しないフェーズの validity を 0 として取り扱う。例えば、 X_i が 8 フェーズ、 X_j が 9 フェーズで構成されるとき、9 フェーズ目の相違度は X_i 側を 0 として算出する。

3. 実験結果

著者が所属する島根大学病院の病院情報システムから抽出したオーダデータに提案手法を適用し、どのようなクラスタ / 典型事例が得られるかを調べた。本来、クリニカルパスが作成されていない疾患のデータを対象として提案手法を適用し、実際に作成されたパスと比較することが望ましい評価方法であるが、今回は基礎実験として、クリニカルパスが既に構築されている疾患のオーダデータを対象にどのような結果が得られるかを評価した。なお、データ抽出の対象期間を 2 年半程度と比較的長く設定しており、その間に様々な改訂が行われていること、複数のパスが混在していること、また、パスを適用しない事例も含まれることから、オーダには相当のばらつきが含まれている。対象は入院手術を伴う耳鼻科系の 1 疾患 158 例で、在院日数は平均 9.5 日 (SD=1.4 日)、オーダ数は平均 70.0 件 (SD=31.1 件) である。1 オーダで複数回の実施を伴うものは 1 オーダとして取り扱っている。

実験では提案方法により事例間の相違度を計算し、Ward 法によりクラスタリングを行った。生成された樹状図を図 5 に示す。比較的早期に相違度のステップが大きくなる 7 クラスタ

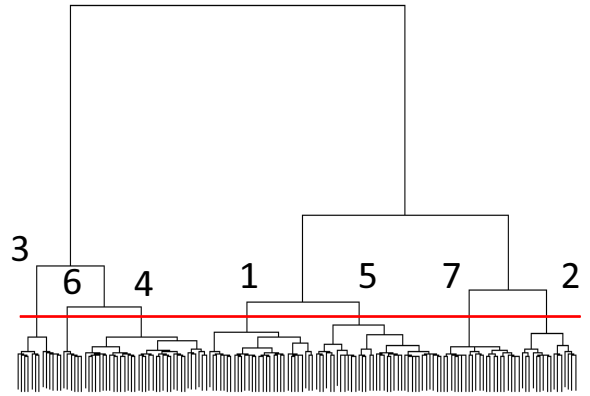


図 5: Ward 法による樹状図。

で分類した場合のクラスタ番号を樹状図に添記した。クラスタ化したオーダ系列を図 6 に示す。各クラスタの右肩に付した 1 から 7 がクラスタ番号であり、図 5 の樹状図にある番号と対応する。クラスタ上部に付した 1 から 10 の数値がフェーズを表す。各クラスタ内で水平罫線により区分された行が 1 事例のオーダ系列を表す。系列内容を一部拡大したものをクラスタ 1 の下部に示す。この事例では、フェーズ 1 に 11 個、フェーズ 2 に 9 個のオーダが含まれている。背景をピンク色に着色したフェーズは手術日 (手術オーダが含まれる日) を示す。また、図右下に各クラスタの例数、典型らしさ指標の平均値及び標準偏差を示す。なお、同一クラスタ内においては、上に位置する事例ほど典型らしさの指標値が高い。

クラスタ 1,2,5,7 にはフェーズ 2 を手術日とする事例が分類されている。一方、クラスタ 3 及び 4 ではフェーズ 4 を手術日とする事例が高い割合で含まれる。クラスタ 6 にはその他の手術日あるいは何らかの理由で手術オーダ自体が出されていない事例が集まっている。これらの傾向は樹状図からも明らかであり、フェーズ単位で指標差を算出することで、手術フェーズの違いに起因するプロセスの違いを表出化できていると考えられる。

フェーズ 2 を手術日とする事例が全体の 65%程度を占めるため、典型らしさの平均値は、クラスタ 1,2,5,7 が相対的に高

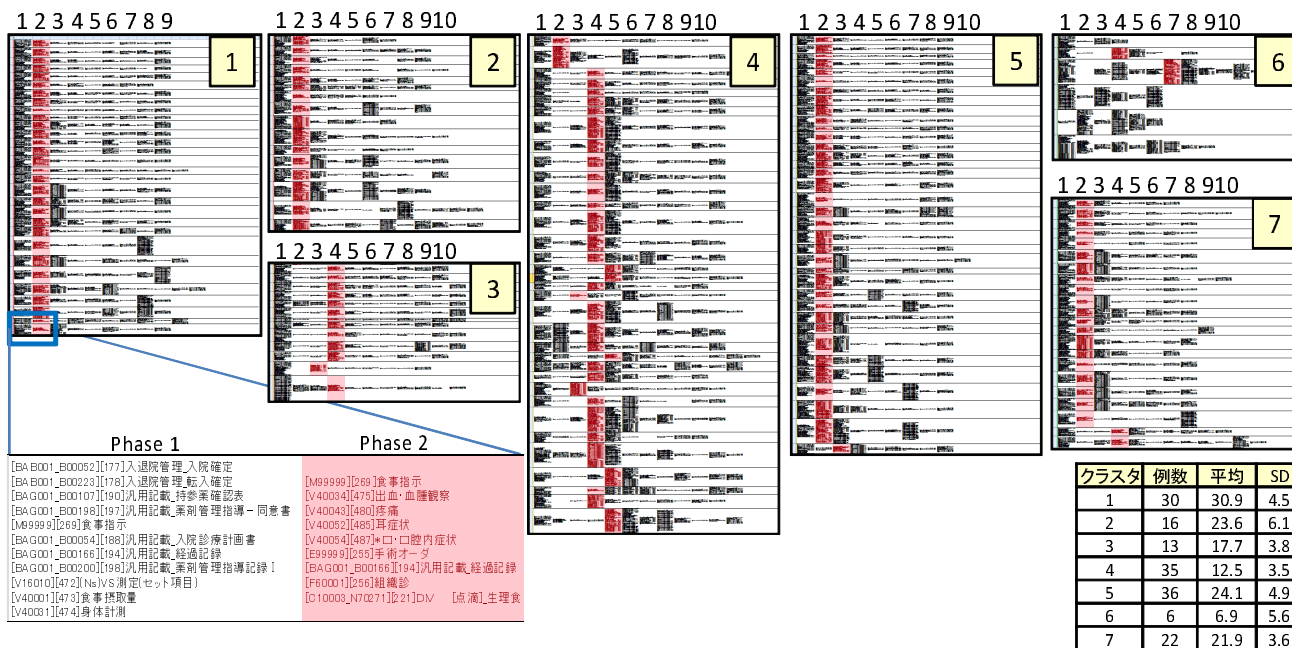


図 6: クラスタリング結果.

指標値	cluster 1	2	3	4	5	6	7	8	9
38.3924	[BAG001_B00092][177]入院管理_入院確定 [BAG001_B00223][178]入院管理_転入確定 [BAG001_B00107][190]汎用記載_持参薬確認表 [BAG001_B00198][197]汎用記載_薬剤管理指導-同意書 [M9999][269]食事指示 [BAG001_B00054][188]汎用記載_入院診療計画書 [BAG001_B00166][194]汎用記載_経過記録 [BAG001_B00200][192]汎用記載_薬剤管理指導記録: [V16010][472]Na/VS測定(セット項目) [V40001][473]食事摂取量 [V40001][474]身体計測	[M9999][269]食事指示 [V40034][475]出血・血腫観察 [V40043][480]疼痛 [V40052][485]耳症状 [V40054][487]口・口腔内症状 [E99999][255]手術オーダー [BAG001_B00166][194]汎用記載_経過記録 [F60001][256]組織診 [C10002_N7027][221]D/DV [点滴]生理食 塩添(フシヤル)100ml [C10002_N70530][207]D/DV [点滴]ロビオ ン注 50mg/5mlA	[V40114][499]急敏 [M99999][269]食事指示 [BAG001_B00166][194]汎用記載_経過記録 [BAG001_B00166][194]汎用記載_経過記録 [BAG001_B00223][178]入院管理_転入確定	[M99999][269]食事指示 [BAG001_B00166][194]汎用記載_経過記録 [BAG001_B00166][194]汎用記載_経過記録 [BAG001_B00223][178]入院管理_転入確定	[V16001][460][Na]体温・脈拍測定(1機) [BAG001_B00166][194]汎用記載_経過記録 [M99999][269]食事指示	[V10223][443]体温・脈拍測定 [M99999][269]食事指示	[BAG001_B00166][194]汎用記載_経過記録 [Z17001][538]予約 [BAG001_B00233][202]汎用記載_退院時経過要約	[M99999][269]食事指示 [BAG001_B00166][194]汎用記載_経過記録 [BAG001_B00223][178]入院管理_転入確定	[V40292][614]薬の飲み忘れの防止対策 [BAG001_B00238][181]入院管理_退院時 [BAG001_B00223][178]入院管理_転入確定

図 7: クラスタ 1 の系列例.

くなる。クラスター 1 が最も高く、内包されるオーダ系列にはシンプルなものが多い。一部に追加の血液検査、処方などを含む場合があるが、看護、記載など適用率の高いオーダが過不足なく含まれており、比較的小規模なプロセスを反映していると考えられる。なお、今回の実験でクラスター 1 に分類された事例のうち最も指標値の高いオーダ系列は図 7 に示すものであった。

Medical Center, 1987.

4. おわりに

本稿では、典型らしさ指標に基づくオーダ歴のクラスタリング及びクリニカルパス候補生成の試みについて述べた。今回実験対象としたデータでは、時期に応じて異なる版のクリニカルパスが使用されていたため、照合による結果の定量的評価には至っていない。今後、定量的評価の方法について検討するとともに、新規パス構築における有用性の評価を進めていきたい。

謝辞

本研究の一部は科研費（基盤研究 (C) #23500179）の助成による。

参考文献

[Zander 87] K. Zander and K. Bower. *Nursing Case Management, Blueprint for Transformation*. New England