

平成 30 年 6 月 18 日現在

機関番号：15201

研究種目：基盤研究(B) (一般)

研究期間：2015～2017

課題番号：15H02750

研究課題名(和文) 診療クリニカルパス自動生成のためのアクティブマイニングプロセスに関する研究

研究課題名(英文) Active Mining Process for Constructon of Clinical Pathway

研究代表者

津本 周作 (Tsumoto, Shusaku)

島根大学・医学部・教授

研究者番号：10251555

交付決定額(研究期間全体)：(直接経費) 10,600,000円

研究成果の概要(和文)：データマイニングを用いたクリニカルパス(診療工程管理)の自動生成を以下のプロセスによって実現し、病院情報システムに蓄積されたデータにより、出力結果を検証した：(1)病院情報システム内に蓄積された診療記録・診療行為のデータから、各疾患の診療に必要な診療記載・検査および診療行為のデータを抽出。(2)各DPCコードにおいて入院日数に関するEMクラスタリングの適用。(3)サブグループにデータを分割し、抽出した診療行為のデータにデュアルクラスタリングを適用、クリニカルパスを生成。(4)退院時要約を用いて、サブグループに関する分類器の構築。(5)分類器と生成されたパスを出力する。

研究成果の概要(英文)：This project proposes automated construction of clinical pathways from the service logs stored in a hospital information system (HIS) in the following five steps. First, service logs and discharge summaries are extracted from HIS. Then, EM clustering applies all the cases with the same DPC code and decomposes them into subgroups. Third, to each subgroup, construction of clinical pathways based on dual clustering is applied. Fourth, classifiers are constructed by using combination of correspondence analysis and classification learning methods, such as decision tree, random forest, SVM and neural networks. Then, finally classifiers and clinical pathways are linked together. The proposed method was evaluated on HIS in Shimane University Hospital, whose results show that the proposed method generate more accurate clinical pathways.

研究分野：知能情報学

キーワード：データマイニング アクティブマイニング 時系列マイニング クラスタリング クリニカルパス 病院情報システム

## 1. 研究開始当初の背景

診療情報の電子化(通称 医療の IT 化)の進展に伴い、大学病院で 100%、大規模病院ではほぼ 90%が病院情報システムに診療情報を蓄積する時代が到来した。これらの蓄積したデータを用いることで、診断の支援、治療効果の判定、医療事故のリスクを含めて、さまざまな種類の診療支援が可能となり、いまや病院管理の重要なツールとなった。たとえば、島根大学医学部附属病院(外来:のべ 1000 人/日、病床数 600、稼働率:約 80%)では、2006 年 11 月から完全電子化が開始され、5 年以上の診療情報が電子的に閲覧できるようになった。現在稼働しているシステムで調査したところでは、診療報酬に伴う診療行為が 1 日あたり約 8000 件登録され、1 日あたりで約 150MB の文字型データと約 10GB の画像データが蓄積され、2014 年現在で、それぞれ 1TB、4TB となっている。これらのデータの有効活用が大規模病院の医療の質の向上を支えと期待され、病院情報システムでの大きな課題となっており、インターネットにおけるデータマイニング研究へのアナロジーから次の二つに分類できる:

(1)コンテンツの解析(診療支援): 長期間に蓄積された慢性疾患のデータをマイニングすることで、その全体像(治療例/未治療例を含めて)を把握することが可能となる。慢性疾患の長期予後についての知識を発見することで、より質のよい診療を支援できる。さらには、全体像を横断的に調べることで、医師が直観的に把握していた疾患の概念、および疾患分類について、その概念の再構築も期待できる。  
(2)ヒストリ(履歴)の解析(病院管理): 診療行為の電子化によって蓄積されたデータをマイニングすることで、診療プロセスに関するパターンを抽出し、診療資源の配置の最適化に関する知識を抽出できる。ここでのマイニング技術の適用はデータに基づいた病院管理という新たな展開を生む。

申請者らは「診療プロセス管理のための時系列アクティブマイニングに関する研究(基盤研究(B) 21300052)」および「知的診療支援システム開発のためのアクティブマイニングに関する研究」(基盤研究(B) 24300058)を通じて、診療行為の頻度を診療行為のグローバルな傾向を示す指標として着目し、その頻度の時系列に関するマイニングおよび時系列パターンを用いたシステム評価を試みてきた[参考文献①]。この研究の中のターゲットの一つとして、診療工程の管理を目的としたクリティカルパス(医療系ではクリニカルパスと呼ぶ)の自動生成法を検討した。クリニカルパス生成法の要点は、各疾患での入院期間における診療行為の頻度全体を算出し、頻度の時系列を作成、この時系列の非類似度を類型化、その類型化して得られた診療行為のグループについて寄与度の高い入院日に各グループの診療行為を割り当てるというものである。研究にて開発された手法によって、外科系の疾患の入院診療について、医療スタッフから知識獲得できるパスと類似したものが生成され、それによって診療の効率化がはかられるこ

とが示された。

しかしながら、これまで開発してきた手法を内科系の疾患に適応し、パスを生成することで次の点が明らかになった:

- (a) 外科系とは異なり、内科系では、さまざまな病態が一つの疾患として定義されているため、複雑なパスが生成される。例えば、脳梗塞では、入院日数が 14 日前後と、28 日前後の診療行為が混在し、パス自体が 2 相に、悪性リンパ腫では 5 相が混在した状態で得られる。内科系疾患では、その病態と治療経過によって、適用すべき診療工程を柔軟に変えており、例えば、脳梗塞では、入院日数 7 日前後でその後の治療方針が見直される。したがって、単に、診療行為の履歴だけでパスを生成するのではなく、治療方針を決める診察所見・検査所見により、パスの分岐を考えるような木の構造を有するパスを生成できる必要がある。
- (b) 診療工程を変更するための基準となる病態に関する知識は時間推論を含んでおり、単純なルールでは表現できない。
- (c) 内科系疾患の入院加療は糖尿病、心臓病を含めた生活習慣病等の慢性疾患を合併していることが多く、外科系クリニカルパス生成でそれぞれの患者特有であると思われた診療行為のグループが治療の全面に出てくる場合が多い。これらの疾患の合併がパスを複雑にする可能性がある。

## 2. 研究の目的

本課題の目的は、病院情報システム内に蓄積された診療記録と診療行為の履歴データを最大限利用して、診療科の特性に合った診療工程管理(クリニカルパス)の生成・実装・評価を目標として、このために必要なマイニングの基盤技術を研究、マイニング結果に基づいて作成したクリニカルパスを実践的に病院情報システム上に実装・評価することである。

## 3. 研究の方法

本研究課題では、(a-c)を効率的に研究する枠組みとして特定領域研究「データマイニング」(平成 13~16 年度)で提唱されたアクティブマイニングプロセス[参考文献②]を採用、研究全体の管理プロセスとして、必要な要素技術の開発およびシステムの実装を行った。

### [参考文献]

- ① Shusaku Tsumoto, Haruko Iwata, Shoji Hirano, Yuko Tsumoto: Similarity-based behavior and process mining of medical practices. *Future Generation Comp. Syst.* 33: 21-31, 2014.
- ② 津本周作, 山口高平, 沼尾正行, 元田 浩: 特集「アクティブマイニング」にあたって. *人工知能学会誌* 20: 145-148, 2005.

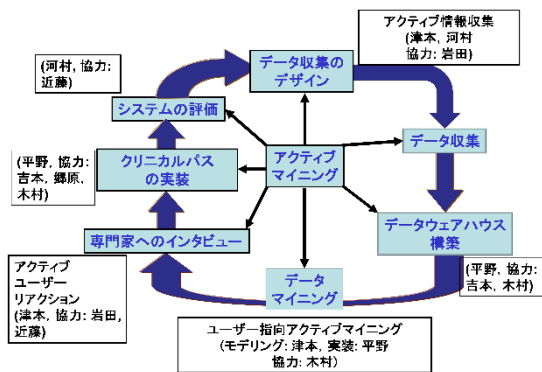


図 1. アクティブマイニングプロセス

(1) 病院情報システムへの実装

本研究ではまず、アクティブマイニングプロセス遂行のために、これまで研究開発したクリニカルパス作成支援システム(図 2)を含めて、本申請課題による研究成果も、病院情報システムに接続する形で実装を試みた。実際に、眼科・内科疾患について、頻度の高い疾患についてパスの生成を行った。

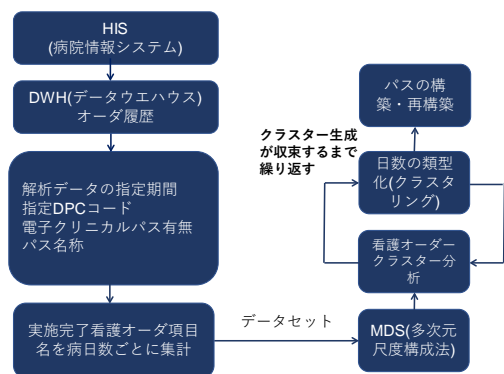


図 2 クリニカルパス作成支援システム

(2) 同一 DPC コード内症例の類型化を考慮した看護クリニカルパス生成支援システムの開発

DPC は診療に医療資源を一番投入した疾患によって、コーディングされる。したがって、例えば、治療薬は同じであれば、違う病態を持ちうる疾患群でも、同じコードに属する可能性がある。したがって、DPC をキーとして検索し、それによって得られたデータについての解析を行う場合、複数の病態をできるだけ分離することが必要であると考えられる。

同一コード内に複数の病態が含まれる時、各病態が独自の時間発展を遂げると考えると、コードでの入院日数の分布は複数の病態を反映した混合分布となると考えられる。もし、入院日数の分布が正規分布で表現できるとすれば、これらを分離する方法として、混合分布モデル[7]が適用できる。もともと本手法は判別分析における方法として提案されたが、現在、EM アルゴリズムを用いたモデルペー

スのクラスタリングの一つと位置づけられている。

a. 混合正規分布モデルによる類型化  
混合正規分布では、パラメータ  $\theta$  で  $x$  が出現確率は:

$$p(x, \theta) = \sum_{m=1}^M \pi_m \phi(x, \mu_m, \Sigma_m)$$

で与えられる。ここで、 $M$  はクラスタ数、 $\mu_m, \Sigma_m$  はそれぞれクラスタ  $m$  の平均と共分散行列を示し、それぞれパラメータ数が正規分布の線型結合で表現される。

この事後確率の尤度から最尤推定法によって、これらパラメータ EM アルゴリズムで推定する。

b. 各症例の分割

EM-clustering では、各例については、あるクラスタに属する確率が算出される。しかし、この場合、正確に症例を排反的に分離できていない。このため、もともとのデータをクラスタ数に分割するため、以下のように帰属群を判定する。

- i. クラスタ数  $k$  を与え、与えられた DPC に属する症例の入院期間のデータに対して、混合正規分布モデルによる EM クラスタリングを適用。
- ii. 入院日数(単位:日)に対する各症例のクラスタへの帰属確率を算出。
- iii. 2 つのクラスタが算出した確率が等しくなる日数、なければ、前後の日数の平均を 2 つのクラスタの分界点と定義。
- iv. 分界点の前後によって、症例の分布クラスタを決定。

c. クラスタ数の推定

元々の混合正規分布モデルでは、クラスタ数は所与のものであるが、ここでは、データからクラスタ数を推定するために、AIC を用いる。AIC は対数尤度+パラメータ数という形式で表現されるが、このモデルでは一つのクラスタで3つのパラメータ(線形結合の係数、平均、標準偏差)が追加され、線形結合の係数の和が 1 であることから、線形結合の係数の自由度は 1 減ずる。

したがって、この場合の AIC は:クラスタ数を  $k$  として、

$$AIC = -2 * (\text{対数尤度}) + 3(k - 1)$$

で与えられる。

d. パスの生成

以上の方法と、Dual-clustering によるパス生成を組み合わせると、パス生成方法を図 3 のように拡張する。

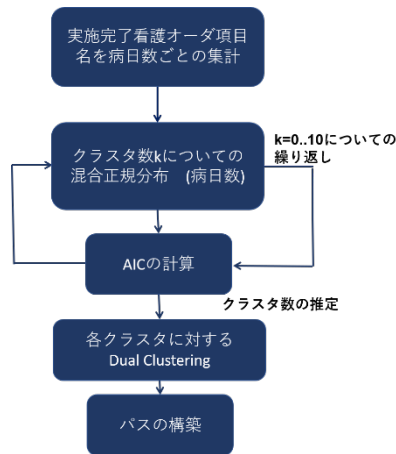


図3 パス作成支援システムの拡張

### (3) 分類モデルの構築

混合正規分布モデルによる EM クラスタリングでは、分布の性質によって類型化を行うが、各グループの性質等についてはそのままではわからない。したがって、類型化では用いられなかった情報を使い、その意味付けを行う必要がある。

そこで、各症例に記述された退院時要約(自然言語テキスト)を用い、テキストの分類器の構築を試みた(図4)。

## 4. 研究の成果

表1 PC 上位 20 位までの件数(2015 年度)及び入院日数の分布の正規性・二峰性

No	DPC名称	件数	正規性	二峰性
1	白内障、水晶体の疾患 手術あり 重症度等片眼	445		
2	白内障、水晶体の疾患 手術あり 重症度等両眼	152		
3	2型糖尿病(糖尿病性ケトアシドーシスを除く)	145	○	
4	肺の悪性腫瘍 手術あり 処置等2なし	131	○	
5	子宮頸・体部の悪性腫瘍 手術なし 処置等24あり 副傷病名なし	121		
6	肺の悪性腫瘍 手術なし 処置等1あり 処置等2なし 副傷病名なし	120		
7	子宮の良性腫瘍 手術腹腔鏡下膣式子宮全摘術等	111		
8	肺の悪性腫瘍 手術なし 処置等1なし 処置等24あり	110		
9	妊娠期間短縮、低出生体重に関連する障害(出生時体重2500g以上) 手術なし 処置等2なし 副傷病名なし	110		
10	肘、膝の外傷(スポーツ障害を含む。) 手術縫合術等	99	○	○
11	全身性臓器障害を伴う自己免疫性疾患 手術なし 処置等2なし	96		
12	非ホジキンリンパ腫 手術なし 処置等24あり 副傷病名なし	94		
13	肺炎、急性気管支炎、急性細菌気管支炎(15歳以上) 手術なし 処置等2なし	86		
14	肺の悪性腫瘍 手術なし 処置等1なし 処置等2なし	85		
15	慢性腎炎症候群・慢性間質性腎炎・慢性腎不全 手術なし 処置等1なし 処置等2なし 副傷病名なし	83	○	○
16	肝・胆膵管の悪性腫瘍(統覚性を含む。) 手術その他の手術あり 処置等2なし	82		
17	胆管(肝内外)結石、胆管炎 手術限局性腹腔鏡手術等 処置等2なし 副傷病名なし	82		
18	脳梗塞(CS10未満) 手術なし 処置等1なし 処置等23あり 副傷病名なし	80	○	○
19	網膜剥離 手術あり 重症度等片眼	75		○
20	胎児及び胎児付属物の異常 手術子宮全摘術等	73		

表1にEクラスタリングによる結果も含めた。正規性を示したのは、2型糖尿病、肺の悪性腫瘍、肘・膝の外傷、慢性腎炎、脳梗塞、二峰性を示したのは、肘・膝の外傷、慢性腎炎、脳梗塞であった。これらは、それぞれ肘・膝、慢性腎炎症候群、脳梗塞の部位の違いに起因

することが予想される。本稿では、脳梗塞(DPCコード:010060x099030x)についての結果を以下に示す。

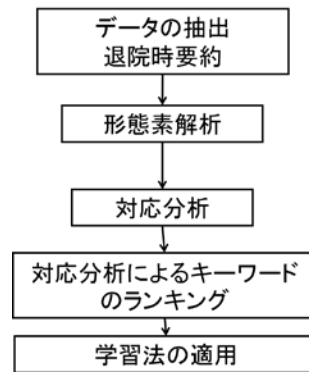


図4 退院時要約の分類器構築

### (1) クラスタ数の推定

表2において、脳梗塞のあてはめに関する対数尤度とAICを示したが、2つの分布の混合とした場合のあてはめが最もよかった。以下、入院日数の短いクラスをクラス1、より長いものをクラス2と呼ぶことにする。

表2 クラスタ数とAIC

クラス数	対数尤度	AIC
2	-296.1122	600.2244
3	-293.6723	601.3446
4	-293.6574	607.3148
5	-291.5038	609.0076
6	-288.7785	609.5573
7	-287.4351	612.8702
8	-288.7281	621.4562

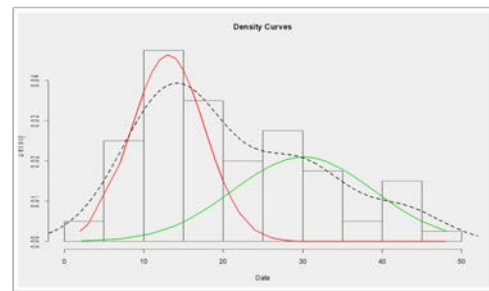


図5 脳梗塞に関する混合正規分布モデルのあてはめ

図5に、脳梗塞におけるmixtoolsの適用結果を示した。

### (2) 脳梗塞のパス生成

図3で示したパス生成プロセスを脳梗塞のデータに以下のように適用した。

- i. 病院情報システムから抽出した脳梗塞(DPCコード:010060x099030x)の看護オーダー集計にDual-clusteringを適用、看護オーダーは概ね3~5つに分割された。病日に関しても3つのクラスが得られた。ここから得られるパスは

- 表3の通りである。
- ii. 混合正規分布の推定(EM clustering)によって、元の症例を与えられたクラスター数での確率モデルを生成する。この場合、AIC の値から分布は二峰性(クラスター:2)が最もあてはめがよかった。Group1 は入院日数の短い症例、Group2 は長い症例からなる。
  - iii. 分界点を求め、各症例を属すべきクラスターに配置する。
  - iv. 配置した各クラスターを subgroup とし、subgroup に対して、Dual clustering でパス生成を行った。この Dual clustering は再帰的にデータを分割することが可能であるが、表4,5に、それぞれ1回再帰的に適用した際の2つのクラスターで生成されたパスを示した(パスに表示されたものは、最も頻度の高いグループのみを示した。)

表3 Dual クラスタリングのみにより生成された脳梗塞パス

	1日目	2日目	3-8日目	9-20日目	25-29日	33-34日	35-42日	43-48日目
(No)VS測定(セット項目)	○	○	○	○				
(No)体温・脈拍測定	○	○	○	○				
(No)呼吸数	○	○	○	○				
ME機器作動状態の確認	○	○	○	○				
SPO2	○	○	○	○				
その他症状			○	○		○	○	
座位の調整								○
体位変換			○	○	○			
体温・脈拍測定			○	○	○			○
口腔清拭			○	○	○			
呼吸			○	○	○			
嘔気・嘔吐			○	○	○			○
室内環境調整			○	○	○			
座位保持介助	○	○	○	○	○			
循環			○	○	○			
排尿チェック			○	○	○			
排便回数			○	○	○			
日常生活習慣の獲得を促す??			○	○	○			○
更衣			○	○	○			
南磨き介助			○	○	○			
洗面			○	○	○			
消化・腹部症状			○	○	○			
衛管理管理			○	○	○			
疼痛			○	○	○			
眼症状			○	○	○			
神経			○	○	○			
神経			○	○	○			
移乗介助(車椅子)			○	○	○			○
経口吸引			○	○	○			
洗面			○	○	○			
洗面			○	○	○			
自己除去防止??			○	○	○			
血圧測定			○	○	○			
起き上がり介助	○	○	○	○	○			
転倒防止??			○	○	○			
転倒防止??			○	○	○			
運動			○	○	○			
口腔清拭			○	○	○			
食事介助(ハリス)			○	○	○			
食事介助(ロリス)			○	○	○			
食事摂取量	○	○	○	○	○			○
オムツ交換			○	○	○			
入浴交換			○	○	○			

表4 Group1 の脳梗塞パス

Group1-Level2	1日目	2日目	3-9日目	10-14日目	15日目	16日目	17日目
(No)VS測定(セット項目)	○	○	○				
(No)体温・脈拍測定	○	○	○				
(No)呼吸数	○	○	○				
ME機器作動状態の確認	○	○	○				
SPO2			○	○			
その他症状			○	○			
体温・脈拍測定			○	○	○	○	
呼吸			○	○	○	○	
嘔気・嘔吐	○	○	○	○	○	○	
座位保持介助	○	○	○	○	○	○	
循環			○	○			
排尿チェック			○	○			
排便回数			○	○			
南磨き介助			○	○			
洗面			○	○			
消化・腹部症状			○	○			
衛管理管理	○	○	○	○			
疼痛			○	○			
眼症状			○	○			
神経	○	○	○	○	○	○	
血圧測定	○	○	○	○	○	○	
起き上がり介助	○	○	○	○	○	○	
転倒防止??	○	○	○	○	○	○	

表5 Group2 の脳梗塞パス

GroupAll-Level2	1日目	2日目	3-7日目	8-16日目	9-16日目	17-20日目	20-48日目
(No)VS測定(セット項目)	○	○	○				
(No)体温・脈拍測定	○	○	○				
(No)呼吸数	○	○	○				
ME機器作動状態の確認	○	○	○				○
SPO2			○	○			
しびれ							
その他症状				○	○		
座位の調整			○	○			○
体位変換			○	○	○	○	
体温・脈拍測定			○	○	○	○	
口腔清拭			○	○	○	○	
呼吸			○	○	○	○	
嘔気・嘔吐	○	○	○	○	○	○	○
室内環境調整			○	○	○	○	
座位保持介助	○	○	○	○	○	○	○
循環			○	○	○	○	
排尿チェック			○	○	○	○	
排便回数			○	○	○	○	
更衣			○	○	○	○	
南磨き介助			○	○	○	○	
洗面			○	○	○	○	
消化・腹部症状			○	○	○	○	
衛管理管理	○	○	○	○	○	○	○
疼痛			○	○	○	○	
眼症状			○	○	○	○	
神経	○	○	○	○	○	○	○
神経介助(車椅子)			○	○	○	○	○
洗面			○	○	○	○	
洗面			○	○	○	○	
自己除去防止??			○	○	○	○	
血圧測定			○	○	○	○	
起き上がり介助	○	○	○	○	○	○	○
転倒防止??			○	○	○	○	
転倒防止??			○	○	○	○	
運動			○	○	○	○	
口腔清拭			○	○	○	○	
食事介助(ハリス)			○	○	○	○	
食事介助(ロリス)			○	○	○	○	
食事摂取量	○	○	○	○	○	○	○
オムツ交換			○	○	○	○	
入浴交換			○	○	○	○	

本研究成果の詳細については、2017年度医療情報学会秋期大会、2018年度人工知能学会全国大会にて報告したが、2018年度の国際学会(IEEE SMC, IEEE Big Data)に投稿する予定である。

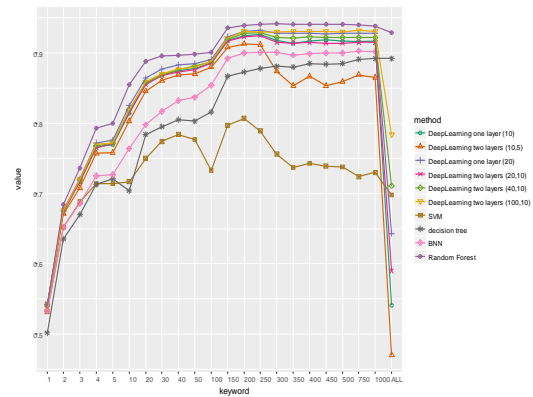


図6 各分類器の正答率

(3) 分類器の性能評価

島根大学医学部附属病院に2015年度に蓄積された退院時要約のうち、DPCコードで上位10までのものについて、図4のプロセスを適用した。今回はどのパッケージについても、中間層を2層にした場合以外は、すべてDefaultのパラメーター設定を利用した。構築した分類器の性能評価については、データ集合をランダムに2分割し、片方を訓練標本、もう一方をテスト標本として正答率を算出することを100回繰り返し、平均正答率を算出した(repeated 2-fold cross validation)。

図6に各手法のキーワード数別による性能評価のプロットを示す。キーワード数が4まででは、すべての学習方法では正答率が70%程度で拮抗するが、5以上では、SVMはむしろ低下、他手法は単調に増加、キーワード数200付近でほぼ平坦となった。キーワード数

5 以上では、Random Forest の正答率が高く、他の手法よりも分類精度が高かった。

これらの研究成果は、2017 年度の医療情報学会春季大会、2018 年度 IEEE Big Data にて報告し、世界的にも高い評価を得、現在、雑誌論文への投稿を準備しているところである。

(4) 本研究課題における臨床パス生成支援システムの最終版

図 4 の分類器と図 3 で生成された臨床パスを組み合わせることにより、図 7 のような支援システムの最終版を考えることができる。

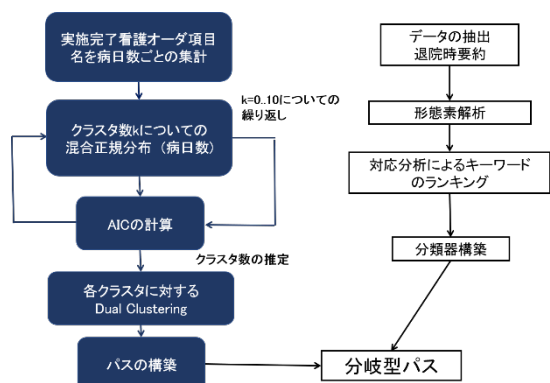


図 7. 臨床パス作成支援システム

### 5. 主な発表論文等

(研究代表者、研究分担者及び連携研究者には下線)

[雑誌論文] (計 5 件)

1. Shusaku Tsumoto and Shoji Hirano, Incremental Rules Induction based on Rule Layers and its Application to Clinical Datasets, *Neuroscience and Biomedical Engineering* 5(1): 59–66, 2017.
2. Shusaku Tsumoto, Shoji Hirano: Multidimensional temporal mining in hospital information system. *IJCISudies* 5: 317-337, 2016.
3. Shusaku Tsumoto, Shoji Hirano and Yuko Tsumoto, Quantitative Estimation of Software Quality in Hospital Information System, *Neuroscience and Biomedical Engineering* 4: 57-66, 2016.
4. Haruko Iwata, Shoji Hirano, Shusaku Tsumoto: Maintenance and Discovery of Domain Knowledge for Nursing Care using Data in Hospital Information System. *Fundam. Inform.* 137: 237-252, 2015.
5. Yuko Tsumoto, Haruko Iwata, Shoji Hirano and Shusaku Tsumoto: Construction of Clinical Pathway Using Dual Clustering. *Neuroscience and Biomedical Engineering* 3: 49-56, 2015.

[学会発表] (計 11 件)

1. 津本周作, 木村知広, 平野章二, 岩田春子: クラスターリングによる看護臨床パス生成, 人工知能学会全国大会, 鹿児島, 2018/6/5-8.
2. Shusaku Tsumoto, Shoji Hirano, and Tomohiro Kimura: Mining Text for Disease Diagnosis in Hospital Information System,

IEEE Big Data 2017, 2017/12/12, Boston.

3. 岩田春子, 木村知広, 平野章二, 津本周作: 同一 DPC コード内症例の類型化を考慮した看護臨床パス生成支援システムの開発, 第 37 回医療日本情報学連合大会, 大阪, 2017/11/23.
4. 津本周作: 「医療技術へのマイニング・機械学習の応用」, 日本 OR 学会 2017 秋季シンポジウム (招待講演), 2017/9/13, 関西大学.
5. Shusaku Tsumoto, Tomohiro Kimura, Haruko Iwata, Shoji Hirano: Construction of Discharge Summaries Classifier. *Proceedings of IEEE International Conference on Healthcare Informatics*, pp.74-82, 2017.
6. 津本周作, 木村知広, 平野章二, 岩田春子: 対応分析と深層学習による退院時要約からの DPC 分類推定の試み, 第 21 回医療情報学会春季シンポジウム, 福井, 2017.
7. Shusaku Tsumoto: Decision Support based on Analysis of Big Data, *IJCIRS2016* (招待講演), 2016/10/10 チリ大学.
8. Shusaku Tsumoto, Shoji Hirano and Haruko Iwata: Mining process for Improvement of Clinical Process Quality, *Proceedings of IEEE Big Data 2016*, pp.1982-1990, 2016.
9. Shusaku Tsumoto: Data-oriented Management of Hospital Information System, *ISME2016* (招待講演), 2016/10/28, 松江.
10. Shusaku Tsumoto and Shoji Hirano: Matryoshka Principle for Rule Mining Selection, *ITQM 2015*, 2016/8/17, Asan
11. Shusaku Tsumoto and Shoji Hirano: Granular formalization of medical diagnostic process, *IEEE Big Data 2015*, 2015.

[図書] (計 1 件)

1. 津本周作, 病院情報システムにおける知能情報学, 人工知能学会編, 人工知能学大事典, 共立出版, 2017, pp.1040-1043.

[産業財産権]

- 出願状況 (計 0 件)
- 取得状況 (計 0 件)

[その他]

ホームページ等

[http://www.med.shimane-u.ac.jp/med\\_info/tsumoto/](http://www.med.shimane-u.ac.jp/med_info/tsumoto/)

### 6. 研究組織

(1) 研究代表者

津本 周作 (Tsumoto, Shusaku)

島根大学・医学部・教授

研究者番号: 10251555

(2) 研究分担者

平野 章二 (Hirano, Shoji)

島根大学・医学部・准教授

研究者番号: 60333506

河村 敏彦 (Kawamura, Toshihiko)

島根大学・医学部・准教授

研究者番号: 70435494

(3) 連携研究者

なし

(4) 研究協力者

岩田 春子 (Iwata, Haruko)

近藤 雅文 (Kondo, Masafumi)

田中 陽一郎 (Tanaka, Yoichiro)

郷原 淳 (Gobara, Atsushi)

木村 知宏 (Kimura, Tomohiro)