

# DPC データおよび重症度、医療・看護必要度を用いた 在院日数の推定

熊岡 穰

キーワード：DPC、「重症度、医療・看護必要度」、在院日数、データマイニング

## 1. はじめに

わが国は、諸外国に例をみないスピードで高齢化が進行しており、65歳以上の人口は、現在3,000万人を超えており（国民の約4人に1人）、2042年に約3,900万人でピークを迎え、その後も、75歳以上の人口割合は増加し続けることが予想されている。

このような状況の中、団塊の世代（約800万人）が75歳以上となる2025年以降は、国民の医療や介護の需要が、さらに増加することが見込まれている。

このため、厚生労働省においては、2025年を目途に、高齢者の尊厳の保持と自立生活の支援の目的のもとで、可能な限り住み慣れた地域で、自分らしい暮らしを人生の最期まで続けることができるよう、地域の包括的な支援・サービス提供体制（地域包括ケアシステム）の構築を推進している<sup>1</sup>。

2016年度の診療報酬改定において、地域包括ケアシステム推進のための取組の強化として、患者が安心・納得して退院し、早期に住み慣れた地域で療養や生活を継続できるように、保険医療機関における退院支援の積極的な取組みや医療機関間の連携等を推進するための評価が新設された。退院支援加算1では（1）入院後3日以内に患者の状況を把握するとともに退院困難な要因を有している患者を抽出すること、（2）入院後7日以内に患者及び家族と病状や退院後の生活も含めた話し合いを行うこと、（3）入院後7日以内に病棟の看護師、病棟に専任の退院支援職員及び退院支援部門の看護師並びに社会福祉士等が共同してカンファレンスを実施することなどが求められてい

---

<sup>1</sup> 厚生労働省 地域包括ケアシステム

[http://www.mhlw.go.jp/stf/seisakunitsuite/bunya/hukushi\\_kaigo/kaigo\\_koureisha/chiiki-houkatsu/](http://www.mhlw.go.jp/stf/seisakunitsuite/bunya/hukushi_kaigo/kaigo_koureisha/chiiki-houkatsu/)

る。

DPC 制度 (DPC/PDPS) は、閣議決定に基づき 2003 年に導入された、急性期入院医療を対象とした診療報酬の包括評価制度である。その後、DPC/PDPS の対象病院は段階的に拡大され、2016 年 4 月 1 日見込みで 1,667 病院となり、全一般病床 (約 89 万床) の約 55% (約 50 万床) を占めるに至っている<sup>2</sup>。DPC/PDPS における診療報酬は、包括評価部分 (ホスピタルフィー的要素) と出来高評価部分 (ドクターフィー的要素) の合算になる。包括評価部分は、(1) 診断群分類毎の 1 日当たり点数×(2) 医療機関別係数×(3) 入院日数で計算される。(1) は 3 段階の逡減制で、入院期間 I (在院日数の 25 パーセントイル値) より II (平均在院日数) が、II より III (平均在院日数+2SD) が、それぞれ低い点数となる。

すでに DPC データに基づく病院類型別の在院日数のバラツキの分析<sup>3</sup>において、在院日数は症例ごとにバラツキが見られること、施設類型ごとにバラツキがみられることが明らかになっている。バラツキの原因については治療内容の差異だけでなく、受け入れる患者の「重症度」の違いや、「併存症」の違いなど、様々な要因が考えられると述べられている。

また電子カルテ利用施設におけるクリニカルパス (電子パス) では、全入院期間型パスを設定せず、周術期パスやバリエーションに備えたミニパス等を複数用意し、それらを複合して用いることも少なくない。

本研究では、DPC コード、併存症数を利用した自己組織化マップによる在院日数の推定を行う。さらに、入院初日の重症度、医療・看護必要度の得点を利用することで、既に報告されている手法より推定の精度を高めることを目的とする。本研究の意義は、在院日数の推定が難しい状況においても、退院支援加算 1 の算定に際して退院困難な患者を入院後 3 日以内に抽出するとともに、その際に在院日数予測がある程度の精度で可能となれば、病床管理が容易となる点を明らかにすることである。また当該病院のみならず連携先病院においても病床管理が容易となるとともに、患者や家族、介護施設においても退院後の地域での生活や療養の計画が容易となることから、医療従事者・患者関係者ともにメリットを享受し、地域の包括的な支援・サービス提供体制 (地域包括ケアシステム) 構築への貢献が期待できる。

<sup>2</sup> 厚生労働省 2016 年度診療報酬改定特集

[https://hohanren.doc-net.or.jp/iryokankankei/16kaitei/0304\\_1/160304\\_setumei\\_2ika\\_all.pdf](https://hohanren.doc-net.or.jp/iryokankankei/16kaitei/0304_1/160304_setumei_2ika_all.pdf)

<sup>3</sup> 首相官邸 医療・介護情報の分析・検討ワーキンググループ (第 2 回)

[http://www.kantei.go.jp/jp/singi/shakaihoshoukaikaku/wg\\_dai2/siryous3.pdf](http://www.kantei.go.jp/jp/singi/shakaihoshoukaikaku/wg_dai2/siryous3.pdf)

## 2. 分析方法

### 2-1. DPC データ

DPC データとは「厚生労働大臣が指定する病院の病棟における療養に要する費用の額の算定方法」(平成 20 年厚生労働省告示第 93 号)第 5 項第三号に基づき厚生労働省が収集し管理する情報であり、DPC 制度の導入の影響評価及び制度の見直しに利用されている<sup>4</sup>。DPC 対象病院は診療録、診療報酬明細書からのデータを所定のフォーマットで厚生労働省に提出する義務がある。提出するデータは 5 つの様式(様式 1、様式 3、様式 4、EF 統合ファイル、D ファイル)から構成され<sup>5</sup>、大きく次の 3 つに分けられる。

- (1) 患者単位で把握する診療録情報で、主に診療録(カルテ)からの情報
- (2) 患者単位で把握するレセプトデータ情報で、主に診療報酬明細書(レセプト)からの情報
- (3) 医療機関単位で把握する情報

2015 年度においては、DPC で患者に割り振る診断群分類番号(DPC コード)は 2,873 あり、このうち 2,309 のコードに包括点数が設定されている。

DPC コードは 14 桁で構成され、大きくわけて 3 層構造で構成されている(図 1)。1 層目は、傷病名に基づく層であり、国際疾病分類(ICD-10 コード)で定義されている。2 層目は、手術の有無に基づく層であり、医科点数表により定義されている。3 層目は、その他の層であり、処置、副傷病名、重症度等が含まれる<sup>6</sup>。

本研究では、2015 年 4 月から 2016 年 3 月までに K 大学病院を退院した 18,003 症例の、患者の性別や生年月日、入退院年月日、病名・手術情報、各種スコア等、さまざまな診療録情報からなる様式 1、医科点数表に基づく診療報酬算定情報からなる EF 統合ファイル、診断群分類点数表により算定する患者の包括評価点数、医療機関別係数等に関する請求情報からなる D ファイルを利用した。

---

<sup>4</sup> 厚生労働省

<http://www.mhlw.go.jp/file.jsp?id=262051&amp%3Bname=file/06>

<sup>5</sup> 厚生労働省 レセプト情報等の提供に関する有識者会議審査分科会(第 3 回)

<http://www.mhlw.go.jp/file/05-Shingikai-12401000-Hokenkyoku-Soumuka/0000060350.pdf>

<sup>6</sup> 厚生労働省 中央社会保険医療協議会総会(第 274 回)

<http://www.mhlw.go.jp/file/05-Shingikai-12404000-Hokenkyoku-Iryouka/0000041710.pdf>

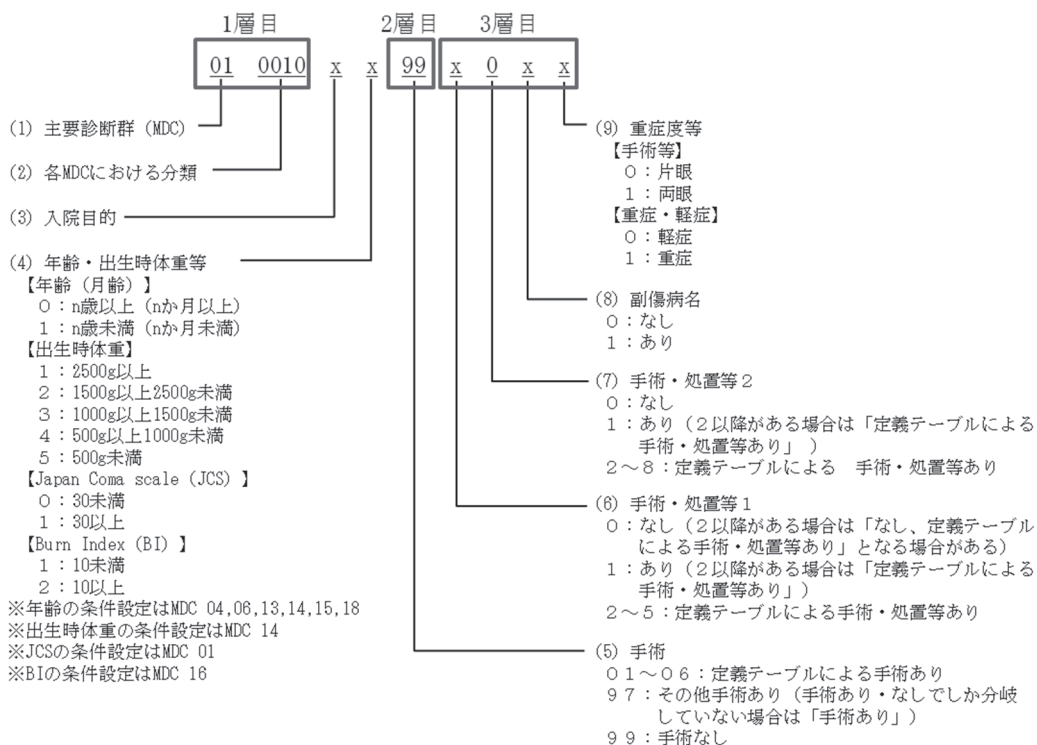


図 1 : DPC コードの構成

## 2-2. 重症度、医療・看護必要度

重症度、医療・看護必要度（以下、看護必要度）は、看護の必要量を測定する指標として開発が進められたのち、提供される医療の観点から項目の追加等を経て、診療報酬の要件として、2002年度から特定集中治療室管理料を算定する治療室に初めて導入され、2008年度からは7：1入院基本料（一般の急性期病棟で看護配置が手厚い病棟）に拡大し、主に看護配置が手厚い病棟の要件として用いられている<sup>7,8</sup>。

2015年度の診療報酬においては、医学的な処置等の必要性を示すA項目と、患者の日常生活機能を示すB項目より構成される。

<sup>7</sup> 首相官邸 医療・介護情報の分析・検討ワーキンググループ（第4回）

[http://www.kantei.go.jp/jp/singi/shakaihoshoukaikaku/wg\\_dai4/siryoul.pdf](http://www.kantei.go.jp/jp/singi/shakaihoshoukaikaku/wg_dai4/siryoul.pdf)

<sup>8</sup> 岩澤・筒井(2016)

### 2-3. 自己組織化マップ

自己組織化マップ(SOM: Self-Organizing Map)は、1982年にT. Kohonenにより発表された高次元データを2次元平面上へ非線形写像するデータ解析方法である。SOMの基本構造は入力層と出力層により構成された2層のニューラルネットワークであり、教師なし学習のアルゴリズムを用いる。

入力層に提示された情報は、出力層のすべてのユニットに伝えられる。そこで、入力情報と接続の重みとが、互いにどれだけ似ているかを、出力層のユニット間で競争する。競争の結果、一番似ていたユニットは勝者と呼ばれる。勝者ユニットは重みが調節され、入力情報にさらに近づけられる。SOMの出力層のユニットは1つひとつベクトルを持ち、空間的な広がり表現している。その位置は格子状(正方形)、蜂の巣状(六角形)がある。出力層ではこのようなアルゴリズムにより、類似した入力層の個体は同じユニットあるいはその近辺のユニットに、特性の異なる個体は離れたユニットに配置される。

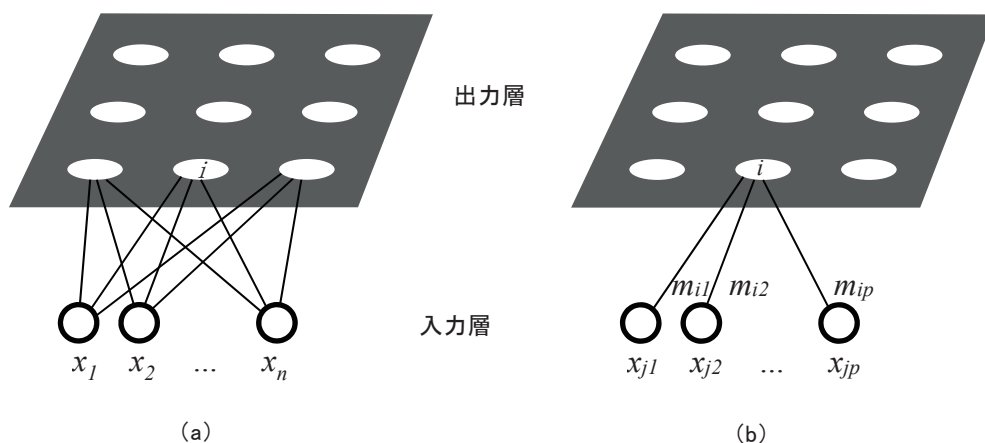


図2：自己組織化マップの基本構造

つぎに SOM のアルゴリズムについて解説する。入力層には分析対象となる  $n$  個の個体と呼ばれる入力データがあり、各個体  $j (j=1,2,\dots,n)$  のデータは特徴ベクトル  $x_j = (x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jp})$  として与えられている。一方、出力層には  $k$  個のユニットを与える。図2 (a)で示すように、出力層の各ユニットは、入力層のすべての特徴ベクトルとリンクしている。SOM は各ユニット  $i (i=1,2,\dots,k)$  における重み  $m_i = (m_{i1}, m_{i2}, \dots, m_{ip})$  を計算するが、その初期値は乱数によって割り当てる。SOM のアルゴリズムでは、入力層のすべての個体  $j (j=1,2,\dots,n)$  に対して (1) ~ (2) を実行し、これを  $T$  回繰り返す。

返す<sup>9,10,11</sup>。  $T$ は事前に設定した総回数である。

- (1) 入力  $x_j$  と出力層のすべてのユニットを比べ、最も類似しているユニット  $c$  を勝者とする。

$$\|x_j - m_c\| = \min \{ \|x_j - m_i\| \}$$

- (2) 勝者ユニット  $c$  およびその近傍  $N_c$  に属するユニットの重みベクトル  $m_i$  を下記式によって更新する。

$$m_i(t+1) = m_i(t) + h_{ci}(t)[x_j(t) - m_i(t)]$$

$$h_{ci}(t) = \alpha(t) \exp\left(-\frac{\|r_c - r_i\|^2}{2\sigma^2(t)}\right)$$

ここで  $t$  は現在の繰り返し回数であり、 $h_{ci}(t)$  は近傍関数とよばれ、ユニット  $c$  とその近傍のユニット  $i$  の近さによって  $x_j$  による影響を調整する。 $\alpha(t)$  は学習率とよばれる係数であり、 $r_c$  と  $r_i$  はそれぞれユニット  $c$  と  $i$  の 2次元平面上の座標位置ベクトルである。 $\sigma^2(t)$  の値が大ききときには、ユニット  $c$  の変化が周囲に波及しやすく、値が小さいときには変化が周囲に波及しにくい。 $\alpha(t)$ 、 $\sigma^2(t)$  は繰り返し回数  $t$  を変数とする単調減少関数である。

#### 2-4. 在院日数予測のデータ

在院日数予測の対象となる DPC データは、2015 年 4 月から 2016 年 3 月までに K 大学病院を退院した 18,003 症例のうち、一般病床で入院決定された患者を対象とした。また該当患者の入院初日の看護必要度は電子カルテシステムより抽出した。

#### 2-5. 特徴ベクトルの構成と変換

DPC データに含まれる「在院日数」、「DPC コード」、「入院時併存症数（併存症数）」、および入院初日の「看護必要度・A 得点（A 得点）」、「看護必要度・B 得点（B 得点）」を用いて、SOM の特徴ベクトルを作成した。患者ごとに個体を設定し、その入力データは  $x_j = (v_1, v_2, \dots, v_{18})$  の形をし、 $v_1$  は在院日数である。 $v_2 \sim v_{15}$  は DPC コードに基づ

<sup>9</sup> 徳高・藤村(2003)

<sup>10</sup> 金(2007)

<sup>11</sup> 豊田(2008)

いて設定し、手術等を表す9,10桁目を $v_2 \sim v_7$ 、手術・処置等2を表す12桁目を $v_8 \sim v_{12}$ 、副傷病名を表す13桁目を $v_{13} \sim v_{15}$ で表現する。さらに併存症数を $v_{16}$ 、A得点を $v_{17}$ 、B得点を $v_{18}$ で表現する（図3）。

在院日数							併存症数						B得点				
DPCコード9, 10桁							DPCコード12桁						A得点				
$v_1$	$v_2$	$v_3$	$v_4$	$v_5$	$v_6$	$v_7$	$v_8$	$v_9$	$v_{10}$	$v_{11}$	$v_{12}$	$v_{13}$	$v_{14}$	$v_{15}$	$v_{16}$	$v_{17}$	$v_{18}$

図3：特徴ベクトルの構成

表1：DPCコードから特徴ベクトルへの変換テーブル

属性	条件	値	説明（ICD-10コードC162/胃体部癌）
$v_2$	$p = 01$	1.0	胃全摘術 悪性腫瘍手術等
	$p \neq 01$	0.0	
$v_3$	$p = 02$	1.0	腹腔鏡下胃切除術 悪性腫瘍手術等
	$p \neq 02$	0.0	
$v_4$	$p = 03$	1.0	試験開腹術等
	$p \neq 03$	0.0	
$v_5$	$p = 04$	1.0	内視鏡的胃、十二指腸ポリープ・粘膜切除術
	$p \neq 04$	0.0	
$v_6$	$p = 97$	1.0	その他の手術あり
	$p \neq 97$	0.0	
$v_7$	$p = 99$	1.0	手術なし
	$p \neq 99$	0.0	
$v_8$	$q = 1$	1.0	中心静脈注射、人工呼吸
	$q \neq 1$	0.0	
$v_9$	$q = 2$	1.0	放射線療法
	$q \neq 2$	0.0	
$v_{10}$	$q = 3$	1.0	化学療法ありかつ放射線療法なし
	$q \neq 3$	0.0	
$v_{11}$	$q = 4$	1.0	ドセタキセル水和物、パクリタキセル
	$q \neq 4$	0.0	
$v_{12}$	$q = 5$	1.0	トラスツズマブ
	$q \neq 5$	0.0	
$v_{13}$	$r = 0$	1.0	定義副傷病名なし
	$r \neq 0$	0.0	
$v_{14}$	$r = 1$	1.0	定義副傷病名あり
	$r \neq 1$	0.0	
$v_{15}$	$r = x$	1.0	定義副傷病名の項目なし
	$r \neq x$	0.0	

DPC コード (図 1) の 9、10 桁目を p、12 桁目を q、13 桁目を r とした場合、DPC コードから特徴ベクトルへの変換テーブルを表 1 に示す。例えば DPC コード「060020XX04X3XX」の場合、p=04 であるから  $(v_2, \dots, v_7) = (0, 0, 0, 1, 0, 0)$ 、q=3 であるから  $(v_8, \dots, v_{12}) = (0, 0, 1, 0, 0)$ 、r=X であるから  $(v_{13}, v_{14}, v_{15}) = (0, 0, 1)$  である<sup>12</sup>。

併存症数を特徴ベクトルに加えた理由は、併存症数と在院日数の間に弱い相関がみられたためである。A 得点、B 得点を特徴ベクトルに加えた理由は、医学的な処置等の必要性を示す A 項目と、患者の日常生活機能を示す B 項目の各得点によりクラスタが生成される可能性があるためである。

なお、在院日数 ( $v_1$ )、併存症数 ( $v_{16}$ )、A 得点 ( $v_{17}$ )、B 得点 ( $v_{18}$ ) は次式を用いて 0~1 の数値に正規化した。

$$v_i = \frac{x_j - \min(x)}{\max(x) - \min(x)} \dots\dots\dots (1)$$

## 2-6. 自己組織化マップによる学習および在院日数予測

仲濱ら (2013a, 2013b, 2013c, 2014) の報告との比較のため、ICD-10 コード C162 (胃体部癌) の患者を対象とし、SOM による学習および在院日数予測を行った。すなわち対象となる 233 症例のうち、117 症例を SOM 学習用、116 症例を検証用として無作為抽出してデータセットを作成し学習、検証する。これを 5 回行った。DPC データ等の特徴ベクトルに変換した後、総ユニット数 2,500 個 (マップサイズ 50×50)、学習総回数 100,000 回で SOM 学習を行った。なお、SOM 作成には NTT データ数理システム社 Visual Mining Studio を利用した。

次に、作成された SOM の出力層に対して、検証用の各 DPC データを特徴ベクトルに変換した後に投入し、在院日数予測を行った。

実際に予測を行う場合、在院日数の値は未定である。そのため、出力層の各ユニットの重み  $m_i$  と検証用入力  $y_j$  の属性  $v_1$  (在院日数) を除いてユークリッド距離  $\|m_i - y_j\|$  を計算し、その値が最小となるユニット  $i$  の属性  $v_1$  の値を  $y_j$  の在院日数の予測値とする。

在院日数の予測値は、 $m_{i1}$  となるが、これは (1) 式によって 0~1 の値に正規化さ

<sup>12</sup> 1 層目 「060020」 胃の悪性腫瘍  
 2 層目 「04」 内視鏡的胃、十二指腸ポリープ・粘膜切除術  
 3 層目 「X」 定義副傷病名の項目なし



れているため、下記式で計算する。

$$a = m_{il} \{ \max(x) - \min(x) \} + \min(x) \quad \dots\dots\dots (2)$$

仲濱らはDPCコード、合併症数を利用して予測を行ったが、本研究では退院支援加算1の算定に際して退院困難な患者を入院後3日以内に抽出することを主眼とするため併存症数を利用した。さらに看護必要度のA得点、B得点を利用した。

併存症数、A得点、B得点を利用することによる予測の精度を検証するため、予測値に対して許容範囲を設定し、予測値±許容範囲に実際の在院日数が含まれた際に予測が成功したとする場合の予測成功率を表2に示す。

表2：予測成功率の比較

特徴ベクトルの構成	使用した属性	許容範囲	
		±3日	±7日
DPCコードのみ	$v_2, \dots, v_{15}$	50.2%	64.5%
DPCコード+併存症数	$v_2, \dots, v_{16}$	51.6%	67.6%
DPCコード+併存症数+ A得点	$v_2, \dots, v_{17}$	56.4%	73.3%
DPCコード+併存症数+ B得点	$v_2, \dots, v_{16}, v_{18}$	56.4%	76.9%
DPCコード+併存症数+ A得点+B得点	$v_2, \dots, v_{18}$	56.9%	76.9%

DPCコードのみの予測精度は仲濱らの結果(2013c)とほぼ変わらない一方、「DPCコード、併存症数、A得点」、「DPCコード、併存症数、B得点」、「DPCコード、併存症数、A得点、B得点」を用いて予測を行った結果は、仲濱らのDPCコード、合併症数を用いた結果(2014)より高い精度の予測となり、そのなかでも「DPCコード、併存症数、A得点、B得点」を利用した予測精度が最も高かった。

DPCコード、併存症数、A得点、B得点を用いて予測を行った結果が高い有用性を示したことから、この手法を用いてK大学病院で症例数の多かった10疾患(C220/肝及び肝内胆管の悪性新生物、肝癌、C341/気管支及び肺の悪性新生物、上葉、気管支又は肺、C151/食道の悪性新生物、胸部食道、I209/狭心症、詳細不明、I48/心房細動及び粗動、C56/卵巣の悪性新生物、C539/子宮頸部の悪性新生物、子宮頸(部)、部位不明、C343/気管支及び肺の悪性新生物、下葉、気管支又は肺、C679/膀胱の悪性新生物、膀胱、部位不明、C61/前立腺の悪性新生物)について、それぞれ症例の半数を学習用、残りを検証用として無作為抽出してデータセットを作成し学習、検証することを3回

行い、在院日数を予測した予測成功率を表3に示す。

表3：各疾患の予測成功率の比較

ICD-10コード	症例数	許容範囲	
		±3日	±7日
C220（肝細胞癌ほか）	535	40.9%	69.9%
C341（上葉肺癌、上葉肺腺癌ほか）	376	33.7%	65.1%
C151（胸部上部食道癌、胸部下部食道癌ほか）	293	51.4%	64.6%
I209（安定狭心症、狭心症ほか）	231	66.1%	86.4%
I48（心房細動、発作性心房細動ほか）	207	61.8%	79.9%
C56（卵巣癌ほか）	207	56.6%	78.9%
C539（子宮頸癌、子宮頸部腺癌ほか）	206	47.9%	68.6%
C343（下葉肺癌ほか）	196	35.7%	66.3%
C679（膀胱癌ほか）	191	42.5%	76.1%
C61（前立腺癌ほか）	181	55.9%	77.8%

許容範囲を3日以内とした場合の予測成功率は疾患によるばらつきがあり、半数の疾患で50%を下回ったものの、7日以内とした場合の予測成功率は約65%以上を示し、検討したすべての疾患で一定程度の精度で予測可能であることが示された。

### 3. 考察

DPCコード、併存症数、A得点、B得点を用いた予測では、検討したすべての疾患で一定程度の精度で予測可能であることが示された。

ここで予測値が7日以上乖離した要因を検討するため、予測に影響すると考えられる項目（患者の居住地、入院経路、リハビリテーションの有無のほか、癌患者においてはがん再発率、がんの進行度合いの各項目）について、誤差7日以内群（予測成功群）と誤差7日以上群（予測失敗群）を比較した。

なお、がんの進行度合いにおいては、TNM分類においてT3N1M0以上および遠隔転移のあるもの、またはステージ分類においてステージⅢ期以上<sup>13</sup>を進行がんとして評価を行った。各要因のそれぞれの群に占める割合を表4に示す。

<sup>13</sup> TNM分類では癌の進行度を、(1)がんの大きさ、浸潤の程度(2)リンパ節への転移の程度(3)遠隔臓器への転移の有無、の3つの要素で分類している。TNM分類をもとに、癌の進行度と広がりを表わすことが出来るよう作られたのが、ステージ分類である。

表4：乖離した要因の検討

ICD-10コード	影響を及ぼすと考えられる要因	各要因の占める割合	
		誤差7日以内群	誤差7日以上群
C162	二次医療圏外からの入院患者	31.7%	22.1%
	入院経路（他院よりの紹介無）	0.5%	0.0%
	がん再発率	3.0%	16.6%
	進行がん	18.2%	40.5%
	リハビリテーション総合 計画評価料の算定	0.3%	11.1%
C220	二次医療圏外からの入院患者	32.5%	37.7%
	入院経路（他院よりの紹介無）	0.9%	2.0%
	がん再発率	70.0%	64.9%
	進行がん	15.0%	31.3%
	リハビリテーション総合 計画評価料の算定	1.0%	13.3%
C341	二次医療圏外からの入院患者	18.1%	12.2%
	入院経路（他院よりの紹介無）	2.2%	0.4%
	がん再発率	40.7%	28.0%
	進行がん	38.0%	55.8%
	リハビリテーション総合 計画評価料の算定	6.1%	8.3%
C151	二次医療圏外からの入院患者	30.1%	20.6%
	入院経路（他院よりの紹介無）	0.0%	0.0%
	がん再発率	8.1%	7.8%
	進行がん	32.3%	53.5%
	リハビリテーション総合 計画評価料の算定	18.2%	48.0%
I209	二次医療圏外からの入院患者	11.0%	17.7%
	入院経路（他院よりの紹介無）	55.0%	31.2%
	リハビリテーション総合 計画評価料の算定	3.3%	21.2%
C539	二次医療圏外からの入院患者	39.8%	34.3%
	入院経路（他院よりの紹介無）	1.9%	5.1%
	がん再発率	55.0%	34.9%
	進行がん	26.0%	31.3%
	リハビリテーション総合 計画評価料の算定	1.4%	10.2%

表4：乖離した要因の検討（続き）

ICD-10コード	影響を及ぼすと考えられる要因	各要因の占める割合	
		誤差7日以内群	誤差7日以上群
I48	二次医療圏外からの入院患者	26.7%	20.6%
	入院経路（他院よりの紹介無）	22.5%	15.5%
	リハビリテーション総合 計画評価料の算定	0.0%	1.1%
	C58	二次医療圏外からの入院患者	30.6%
	入院経路（他院よりの紹介無）	0.0%	1.4%
	がん再発率	40.2%	39.4%
	進行がん	39.8%	41.1%
	リハビリテーション総合 計画評価料の算定	1.3%	7.6%
C943	二次医療圏外からの入院患者	24.4%	24.5%
	入院経路（他院よりの紹介無）	2.6%	4.0%
	がん再発率	36.3%	32.6%
	進行がん	42.3%	53.0%
	リハビリテーション総合 計画評価料の算定	1.5%	10.2%
C679	二次医療圏外からの入院患者	19.0%	19.1%
	入院経路（他院よりの紹介無）	0.0%	0.0%
	がん再発率	48.9%	42.0%
	進行がん	9.7%	42.8%
	リハビリテーション総合 計画評価料の算定	1.8%	10.6%
C61	二次医療圏外からの入院患者	26.7%	27.1%
	入院経路（他院よりの紹介無）	0.5%	0.0%
	がん再発率	18.7%	41.9%
	進行がん	1.8%	36.4%
	リハビリテーション総合 計画評価料の算定	0.5%	5.6%

C162 は予測成功率が 76.9%と高かった（表2）。予測失敗群においてがん再発率、進行がんの割合が高く、がんの重篤度が予測に負の影響を与えている。一方、二次医療圏外からの入院患者の割合は予測成功群のほうが低く、予測に正の影響を与えているといえる。予測失敗群では、7日以上短い症例が、その過半数の57%を占めていたことから、二次医療圏内の患者は、重篤度は高いものの早期に退院していることが示唆される。

C220 は予測成功率が 69.3%と相対的に低かった。予測失敗群において進行がんの割

合が高く、がんの重篤度が予測に負の影響を与えていると考えられる。

C341 は予測成功率が 65.1%と相対的に低かった。予測失敗群においてがん再発率の割合が低く予測に負の影響を与えている一方、進行がんの割合は高いことから、がんの重篤度が予測に負の影響を与えていると考えられる。

C151 は予測成功率が 64.6%と最も低かった。予測失敗群では進行がんの割合が高く、がんの重篤度が予測に負の影響を与えていると考えられる。またリハビリテーション総合計画評価料の算定率についても非常に高くなっている。他疾患では入院後 1 週間以内の算定率は非常に低い。C151 においては約 50%と高かった。リハビリテーション総合計画評価料が算定された全症例でがん患者リハビリテーション料（1 単位）が算定されていたことから、がん患者リハビリテーションが予測に負の影響を与えていると考えられるが、7 日以上短い症例が予測失敗群の 58%と過半数を占めており、早期から積極的なリハビリテーションを行うことで入院期間の短期化に寄与している可能性が示唆される。また予測失敗群では二次医療圏外からの入院患者の割合は低いことから、二次医療圏内の患者は、重篤度は高いものの早期に退院している可能性が示唆される。

I209 は予測成功率が 86.4%と最も高かった。予測失敗群において入院経路（他院よりの紹介無）が低く、前方連携が負の影響を与えていたことから、予測失敗群には高度な治療が必要な症例が相対的に多く含まれていると考えられる。

C539 は予測成功率が 68.6%と相対的に低かった。予測失敗群においてがん再発率の割合が低く予測に負の影響を与えていると考えられる。

C679、C61 は予測成功率が 76.1%、77.8%と高かった。予測失敗群において進行がんの割合が高く、がんの重篤度が予測に負の影響を与えていると考えられる。

上記であげた要素を、各疾患において SOM 学習の特徴ベクトルに含めることを検討することで在院日数の予測成功率が向上すると考えられる。

## 4. まとめ

本稿では DPC データを利用した SOM による在院日数の予測を行い、一定程度の予測が可能であることがわかった。その際、併存症数、医学的な処置等の必要性を示す A 項目の得点と、患者の日常生活機能を示す B 項目の得点も利用することで、既に報告されている DPC コードと合併症数を利用した手法より精度が高まった。また DPC コードと併存症数、A 得点、B 得点を利用した手法は、検討を行った複数の疾患において

も有効であった。

多くの疾患で在院日数予測が可能となれば、病床管理が容易になるとともに病床利用の平準化につながり、病床利用率を向上させることが可能となる。

DPC による入院費の算定では、主にホスピタルフィー的要素（入院基本料、検査、画像診断、薬剤、1,000 点未満の処置などの施設報酬）が包括される。在院日数が一定の精度で予測可能であれば、出来高払い方式で算定されるドクターフィー的要素（手術料、麻酔料、1,000 点以上の処置などの医療技術料）を過去実績から外挿することで入院費用の概算見積もりが可能となる。これは患者にとって入院費用の参考となるだけでなく、医療機関にとってもコスト管理のための目標上限値として利用可能でありメリットとなる。

## 謝辞

本論文を作成するにあたり、丁寧かつ熱心なご指導をいただきました兵庫県立大学大学院経営研究科・小山秀夫教授、筒井孝子教授、鳥邊晋司教授、藤江哲也教授に感謝いたします。

また医療マネジメントコース、介護マネジメントコースの皆様と共に学び、数多くの刺激と示唆をいただいたことに感謝いたします。

## 参考文献（引用文献を含む）

- [1] 岩澤和子、筒井孝子(2016)『看護必要度 第6版』日本看護協会出版会。
- [2] 徳高平蔵、藤村喜久郎(2003)「自己組織化マップとその応用事例」『日本神経回路学会誌』10(3)、147-157。
- [3] 金明哲(2007)『R によるデータサイエンス-データ解析の基礎から最新手法まで』森北出版。
- [4] 豊田秀樹(2008)『データマイニング入門』東京図書。
- [5] 仲濱正大、納富一宏、斎 恵一、外山比南子(2013a)「自己組織化マップを用いた診断群分類番号データの分析と医療情報システムへの応用」『マルチメディア、分散協調とモバイルシンポジウム 2013 論文集』、330-333。
- [6] 仲濱正大、納富一宏、斎藤恵一、外山比南子(2013b)「DPC データを用いた情報提示システムの検討-在院日数の可視化-」『情報科学技術フォーラム講演論文集』12(2)、419-420。

- [7] 仲濱正大、納富一宏、斎藤恵一、黒田史博、外山比南子(2013c)「入院早期における在院日数予測手法の検討」『情報処理学会 第 75 回全国大会講演論文集』、905-906。
- [8] 仲濱正大、納富一宏、斎藤恵一、外山比南子(2014)「DPC データを用いた在院日数予測を行う Web アプリケーションの開発」『マルチメディア、分散協調とモバイルシンポジウム 2014 論文集』、703-706。

## 引用ホームページ

- [1] 厚生労働省 地域包括ケアシステム  
[http://www.mhlw.go.jp/stf/seisakunitsuite/bunya/hukushi\\_kaigo/kaigo\\_koureisha/chiiki-houkatsu/](http://www.mhlw.go.jp/stf/seisakunitsuite/bunya/hukushi_kaigo/kaigo_koureisha/chiiki-houkatsu/) (2016年8月17日アクセス)。
- [2] 厚生労働省 2016年度診療報酬改定特集  
[https://hodanren.doc-net.or.jp/iryokankei/16kaitei/0304\\_1/160304\\_setumei\\_2ika\\_all.pdf](https://hodanren.doc-net.or.jp/iryokankei/16kaitei/0304_1/160304_setumei_2ika_all.pdf) (2016年8月22日アクセス)。
- [3] 首相官邸 医療・介護情報の分析・検討ワーキンググループ (第2回)  
[http://www.kantei.go.jp/jp/singi/shakaihoshoukaikaku/wg\\_dai2/siryou3.pdf](http://www.kantei.go.jp/jp/singi/shakaihoshoukaikaku/wg_dai2/siryou3.pdf) (2016年8月22日アクセス)。
- [4] 厚生労働省  
<http://www.mhlw.go.jp/file.jsp?id=262051&name=file/06> (2016年5月13日アクセス)。
- [5] 厚生労働省 レセプト情報等の提供に関する有識者会議審査分科会 (第3回)  
<http://www.mhlw.go.jp/file/05-Shingikai-12401000-Hokenkyoku-Soumuka/000060350.pdf> (2016年8月17日アクセス)。
- [6] 厚生労働省 中央社会保険医療協議会総会 (第274回)  
<http://www.mhlw.go.jp/file/05-Shingikai-12404000-Hokenkyoku-Iryouka/000041710.pdf> (2016年8月22日アクセス)。
- [7] 首相官邸 医療・介護情報の分析・検討ワーキンググループ (第4回)  
[http://www.kantei.go.jp/jp/singi/shakaihoshoukaikaku/wg\\_dai4/siryou1.pdf](http://www.kantei.go.jp/jp/singi/shakaihoshoukaikaku/wg_dai4/siryou1.pdf) (2016年8月22日アクセス)。