

# 医療システムの研究における探索的データ解析

## ——樹形モデル解析とその応用——

山内 慶太

### 1. はじめに

限られた医療資源を患者のニーズに対応して適正に配分するためには、患者特性、医師や医療機関の特性、提供されているサービス内容とそのアウトカムについての包括的なデータを用いた実証的分析に基づいて、具体的な方法を考案することが望ましい。しかし、我が国では実証的分析に必要なデータベースも殆ど構築されていなかった。ところが近年、米国等で医療費の償還に利用されている、コストと臨床像を共に反映する患者分類方法などが紹介され、日本への導入可能性の検討などもなされるようになってきている。

そこで本論文では、第一に、そのような研究における探索的データ解析の意義を述べる。第二に、探索的データ解析の手法として樹形モデル解析を紹介する。第三に、樹形モデル解析を適用した研究の実例として、米国で開発された患者分類方法と、介護保険に向けて筆者らが開発した「要介護度総合分類」を紹介したい。

### 2. 医療における探索的データ解析の必要性

データ解析のアプローチは、統計的仮説を検証するための確認的データ解析 (confirmatory data analysis) とデータから何らかの構造を探索的に探し出す探索的データ解析 (exploratory data analysis) に大別することができる [1]。

しかし、医学領域の研究者の大半には、「統計学」や「データ解析」は、仮説検証、すなわち有意性検定とほぼ同義と思われており、探索的アプローチの存在も意義も余り知られていない。それは第一に、医学部における従来の統計学の教育が、仮説検証手法の紹介に偏る傾向にあったことがあろう。第二に、実際の臨

床データでは種々の要因が複雑に絡み合っているにも関わらず、研究者の多くは、実験室の研究と同様の感覚で仮説検証に主眼をおいた実験研究を志向していることがある。そして、安易にパラメトリック・モデルをあてはめたり、関心の多くを有意差の確認に注ぐ傾向がある。ちなみにこのような傾向を、薬効評価などを専門にしてきた佐久間は“significantosis” (-osis とは疾病を意味する接尾語) と皮肉を呈している [2]。

本来、確認的データ解析が適しているのは、データの構造を十分探索した上で立てられた仮説の検証を目的に、多くの条件を計画的に配置したデータである。その探索の段階を経ないで、とりわけ制御の難しい環境下で集められたデータに、確認的データ解析のアプローチのみを適用した場合には、より重要な変数間の交互作用等を見落とす危険がある。たとえば、治療の効果を検討する場合、治療内容の違いや患者の臨床類型の違いだけでなく、様々な患者特性、施設や医師の特性が複雑に影響していることが考えられる。しかし、既存の知識だけで事前にそのすべてを想定することは困難である。また、後述する医療資源の利用パターンやコストと患者属性との関係を検討する場合、日常の臨床で用いられてきた診断分類や重症度分類で説明できるとは限らない。

このように、実験研究はまだしも、日常の診療のデータを用いて、臨床研究や医療サービスの分析を行う際には、確認的データ解析のみでは不十分で、最適な統計的モデルを探索する探索的データ解析の視点が必要である。加えて、その際には、自動的に最適なモデルを検索するだけでなく、対話的なアプローチを組み入れることが重要であろう。対象領域の専門家の経験や知識と照合しながらモデルを探索することで、その妥当性は向上する。また、現場の実感と合致することで、分析結果を日常の診療や医療サービスに応用する際の実行可能性が高まるからである。

ところで、探索的データ解析は、人工知能や情報科学の領域で発展して近年注目されている、“データベ

やまうち けいた 慶應義塾大学医学部医療政策・管理学教室  
〒160-8582 東京都新宿区信濃町 35  
E-mail: keita@med.keio.ac.jp

ースからの知識発見” (Knowledge Discovery in Databases; KDD) や “データ発掘” (data mining データマイニング) とも共通するところが多い[3] [4]. KDD は, データから妥当性・新規性・潜在的有用性等のある知識を見出す自明でないプロセス全体を意味し, その中の知識, すなわちデータの要素間の関係とそのパターンを発見する段階をデータ・マイニングと言う[5].

なお, Friedman は, データ・マイニングを統計学の視点から捉えると “computer automated exploratory data analysis of (usually) large complex data sets” であると説明している[6]. また, データマイニングと統計的データ解析の間には密接な関係があるにも関わらず, データマイニングで用いられる方法論の殆どが統計学とは独立して開発されてきたことに言及し, 今後の統計学の潜在的可能性を述べている.

### 3. 探索的データ解析の手法としての樹形モデル解析

#### a) 樹形モデル解析の基本的な考え方

探索的なデータ解析の有力なツールの一つに樹形モデル解析 (tree-based model analysis) がある[7].

AID (Automatic Interaction Detector) [8], CART (Classification and Regression Tree) [9] などとも呼ばれる樹形モデル解析の目的は, 幾つかの説

明変数 ( $X_1, X_2, \dots, X_p$ ) から単一の質的変数または量的変数  $Y$  を予測するモデルを得ることである.

結果は, 図1のように樹形モデルとして得られ, 予測は次のように行う.  $X_1, X_2$  が量的な連続値をとる説明変数,  $X_3$  が  $A$  から  $E$  の5種類のカテゴリーをもつ名義尺度説明変数,  $X_4$  が1から5の水準をもつ順序尺度説明変数とする. 第一段階では一番左に全データがあると考え, 分岐規則に従って右の方に進み, 最終的に「葉」と呼ばれる末端部に到着する. この図では, 目的変数  $Y$  が質的データである場合と量的データである場合のそれぞれに応じて, 葉に2種類の値を記した.

もし  $Y$  が質的データであれば, 例えば次のような推論がなされる.

$X_1=2, X_3=C, X_4=4$  ならば, そのデータの目的変数は水準3を取る可能性が高い.

一方  $Y$  が量的データであれば, 例えば次のような推論が行われる.

$X_1=5.2, X_2=239$  ならば,  $Y$  の予測値は5.7である.

樹形モデル解析は, このように, 目的変数を最も良く予測するような説明変数に基づく分類樹・回帰樹を見出す方法である. 具体的には, 目的変数について, 異なる葉の間ではより異なる値が取られる一方, 同一の葉の中では値のバラツキの少ないより均質なグルー

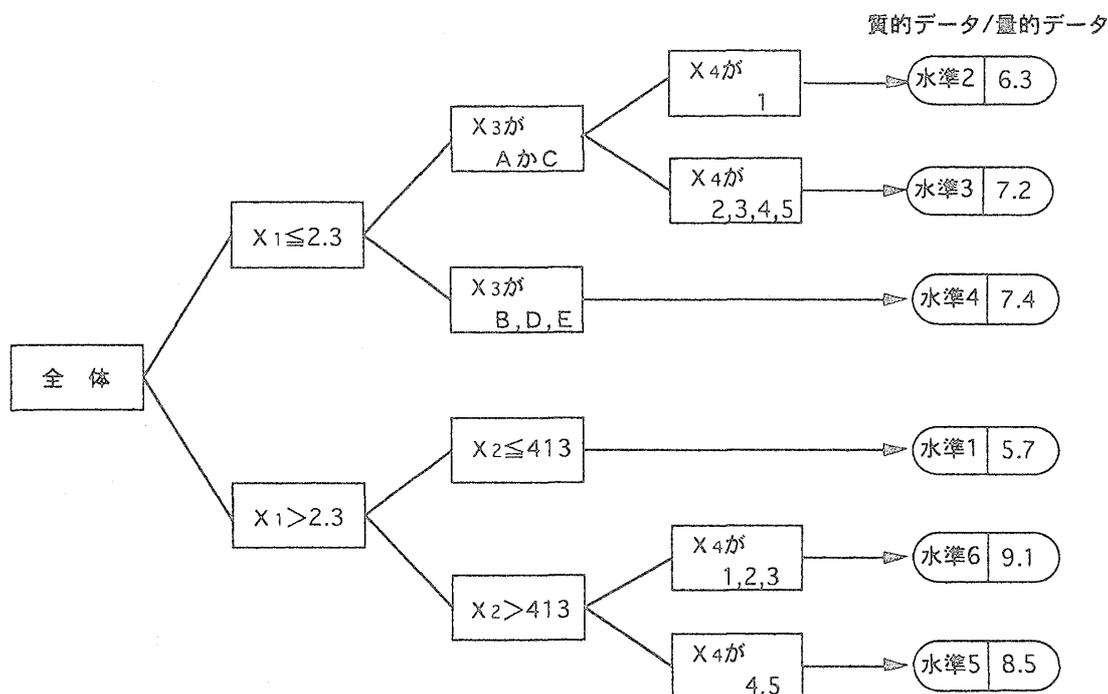


図1 樹形モデル解析による分類樹 (目的変数が質的データの時)・回帰樹 (目的変数が量的データの時)

プが形成されるように、分岐に用いる説明変数とその分岐点を、全説明変数のあらゆる分岐方法を検索して決定し、順次枝分かれさせて行く方法である。

#### b) 樹形モデル解析の特長

樹形モデル解析の主な長所としては、次の諸点を挙げることができる。すなわち、①通常的手法では困難な、複雑な交互作用や非線形構造を容易に見出すことができる。②扱うデータが量的データであっても、正規性や線形性などの、他の手法では適用の前提となっている条件を必要としない。③説明変数に質的なデータと量的なデータが混在している場合でも、解析に特別な処理を必要としない。④樹形モデルが、必要な項目を選択的に順次検討して階層的・枝分かれ的に進むif-thenルールに近似している、すなわち人間の推論・判断過程と合致していることから、実感を以て理解しやすい、などである。

樹形モデル解析が統計的な特長と共に、この第四の特長を有していることは重要である。樹形構造は人間の判断過程と合致しており、視覚的にも理解しやすいことから、現場の視点でのモデルの検証が可能である。また、利用者が、対話的に逐次、蓄積した自己の経験や知識と照合しながら説明変数を選択して樹形モデルを形成することも容易である。これらの点は、目的変数の値が導かれるプロセスがブラックボックスであるニューラル・ネットワークなどの他の手法との大きな違いである。

樹形モデル解析に関する興味深い現象に、統計学だけでなく、人工知能でも、品質管理学でも、相互の交流も余りないままに独立して、同様の手法とソフトウェアが開発され、使用されてきたことがある。たとえば、統計学の領域では、データ解析言語Sに取り入れられ[10]、人工知能では、現在のデータマイニングに大きな影響を持つエキスパートシステムの推論エンジンC4.5が[11]、品質管理では、芳賀が開発したアルゴリズムを踏襲したJUSE・QCAS・MA2などがある[12]。このような現象も、本手法が人間の判断過程と対応づけやすいという特長によるのであろう。

#### 4. 樹形モデル解析の医療への応用例

池上は、OR的な手法が有効な領域として、米国で開発されたDRG (Diagnosis-Related Groups) とRUG (Resource Utilization Group)-IIIを例に、入院医療の支払い方式の開発をあげている[13]。実は、これらはいずれも樹形モデル解析を対話的に適用して開

発されたものである。一方、我が国では樹形モデル解析を適用した医療システムの研究は殆どなかったが、近年になって、筆者らによる「要介護度総合分類」をはじめ適用されはじめている。そこで、DRG、RUG-IIIに言及した上で、「総合分類」を紹介したい。

#### a) DRG, RUG-III

DRGは、Fetterらによって開発された患者分類方法である[14]。これは、主診断、二次診断、年齢、外科的処置などを説明変数に、入院日数を目的変数に開発された樹形構造の患者分類であるが、次のような原則に基づいて作成された。即ち、1)使用する変数は、病院の情報システムで一般に集められているもの限定する、2)DRGのグループ数は管理しやすい数の範囲にする、3)各グループは臨床的・医学的に説明しうるものとする、4)同一グループに属する患者は、入院日数で把握された入院1回あたりの医療資源の利用パターンが同様である、の4点である。これは入院1回あたりのコストを反映するように作られているため、主に急性疾患で医療機関への費用の支払に米国などで応用されている。

一方、高齢者などの長期ケアに関しては、Friesらによって開発されたRUG-IIIがある[15][16]。この目的変数には、1回あたりのケアのコストを代表する値として、相対的給与指数によって重みづけされた職種別のケア時間の総和が用いられている。樹形構造は、最初の階層では、臨床像によって7分割される。次いでADL(食事などの日常生活動作)自立度などによって分割され最終的には44グループに分けられる。これは、一日当たりのコストを捉えるものであり、ニューヨーク州などでナーシングホームに対する支払いに用いられている。

このようにDRGやRUG-IIIは、行った医療行為に応じて支払う出来高払い制でなく、患者の状態とニーズに対応して標準的な費用を補償する包括払い制の基礎となっている。しかし同時に、各グループが医療資源の利用パターンと臨床像の両面で同質な患者で構成されているので、クオリティ・コントロールのための有用な分類になっていることにも注目すべきである[17]。

#### b) 「要介護度総合分類」

次に、筆者らが開発した「要介護度総合分類」について紹介してみたい。

平成12年度から導入される介護保険では、「要支援」および「要介護1」～「要介護5」の計6段階の要

介護度に応じて、1ヶ月あたりに給付されるサービスの上限金額が決定されることになっている。要介護度の認定方法は、まず、介護認定調査員によってなされた85項目からなる調査票のアセスメント結果をコンピュータのプログラムにかけて一次判定を行い、6段階のいずれかに分類する。そして介護認定審査会で一次判定結果を基礎に、更に「かかりつけ医意見書」などを参考にして、最終的に決定する。

要介護度の判定基準に求められる基本的な条件は、各分類が①実際に発生するコストを適正に反映する、②現場の実感とも合致し且つ介護ケア上も有用な状態像を反映している、③評価者によるばらつきの少ないアセスメント項目で構成されている、④これらの基本的条件の検証結果と認定の論理構造が開示されている、の4点である。

しかし、厚生省が示している要介護度認定の試案(以下、厚生省案)は、これらの基本的条件を満足するものでなかった。特に問題なのは、第一に、調査票のアセスメント項目が、評価者間信頼性について検証されておらず、アセスメントにばらつきの生じる危険のあること、第二に、各分類が反映する状態像が不明確であるので、二次判定の際に、一次判定の結果が適当か検討することができず、最終的な判定も一貫性のないものになることが危惧される、ということである。そこで、対案として筆者らが、日本医師会総合政策研究機構の協力を得て開発したのが図2のような「要介

護度総合分類」である[18][19]。

「総合分類」の開発にあたっては、12の長期ケア施設(老人病院, 老人保健施設, 特別養護老人ホーム)の計782人の入院・入所者と、51の在宅ケア機関(訪問看護ステーション, ホームヘルプサービス提供機関)の計425人の利用者を対象に、タイムスタディと患者特性の調査を実施した。

タイムスタディは、患者毎のケアに要した時間を自記入式で記録し、1日あたりのケアの時間を集計する。コストを代表する値としてケア時間を用いるのは、高齢者ケアにおいては、ケアに伴うマンパワーのコストが全コストの大半を占めると共に、患者間のコストの相違を決めるからである。患者特性は「在宅ケアアセスメント表(Minimum Data Set-Home Care; MDS-HC)」によって把握した[20]。MDS-HCは、日米欧の研究者によって共同開発された在宅ケアのためのアセスメント方式であり、評価尺度としての信頼性と妥当性も既に検証されている[21]。

このようにして集められたデータを利用して「総合分類」を開発した。その際には、まずIADL(家事や金銭管理の能力)の低下が中心となる状態像、痴呆の問題が中心となる状態像、ADLの低下が中心となる状態像の3つの状態像で構成され、それぞれが医学的管理の程度で更に分類されるような基本構造を設定した。次いで、ケア時間を目的変数、MDS-HCで把握した患者特性を説明変数として樹形モデル解析を対話

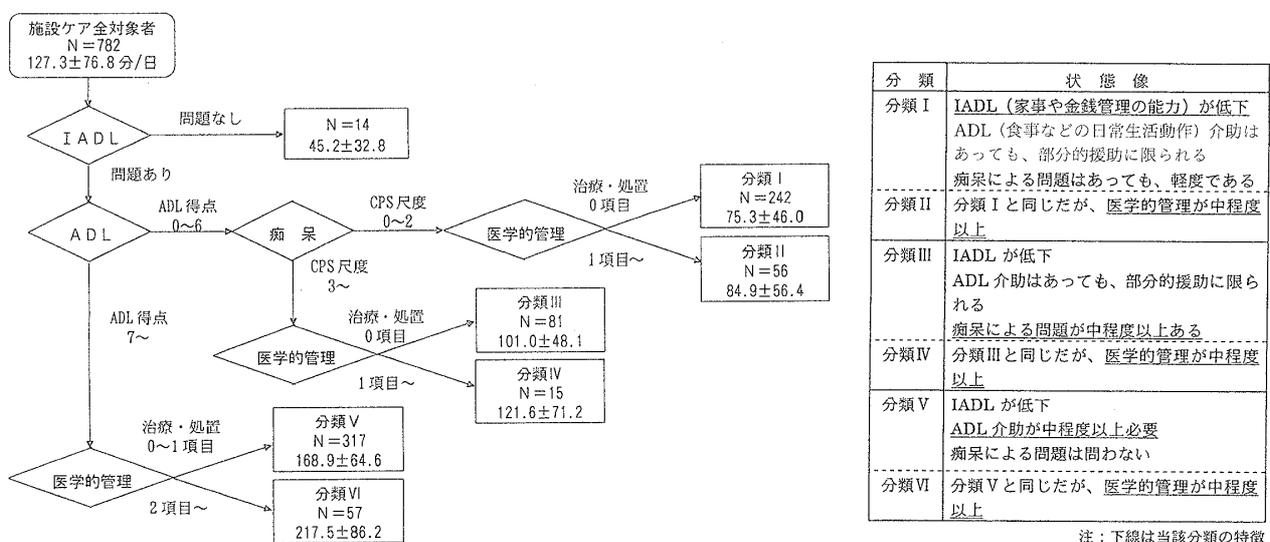


図2 「要介護度総合分類」の分類決定までのフロー

註) 各分類に併記されている数字は、開発に用いた長期ケア施設の調査データでの各分類の対象者数と1人当たりの総ケア時間(平均±標準偏差)

右の表は各分類の状態像

的に適用し、このような基本構造に従って対象者を適切に分類できるような患者特性とその分岐点を探索し決定した。

特に対話的にモデルを構築した場合には、モデルのあてはまりの良さ (goodness-of-fit) を検討し、恣意的でないことを示す必要がある。そこで、調査した全患者特性を説明変数として、自動的方法で樹形モデル解析を実施して、統計的に最適な樹構造を抽出し、これと「総合分類」を比較した。「総合分類」によるケア時間の分散の説明率は、長期ケア施設では41.6%、在宅ケア機関では26.5% (同居者の有無で調整すると36.5%) であった。これに対して、自動的方法で生成した統計的に最適な樹構造の説明率は施設ケアでは47.5%、在宅ケアでは42.7%であり、「総合分類」はこれに近い水準であることが確認された。

(「総合分類」は、それまでの研究や現場の経験の蓄積から、どのような患者特性が特にケア時間を規定するか推測できたので、基本骨格を先に作ることができた。また、その後の分析からも大幅な改変の必要を生じなかった。その点では、探索的データ解析の手法としての樹形モデル解析の利点を十分活用したとは言いがたい。これに対して、精神医療における同様の研究では、データの構造が未知で且つ複雑であったために、樹形モデル解析の利点が十二分に発揮された。これについては文献[22]を参照されたい。)

妥当性は、臨床的な視点からも検討し、「総合分類」による分類結果が、現場の感覚で妥当と思われるかどうか、各担当施設・機関に評価を求めた。その結果、長期ケア施設では、782人中の663人(84.6%)、在宅ケア機関では、回答のあった348人中の322人(92.5%)が「妥当」ないしは「許容範囲内」にあるとされた。

最後に、厚生省案も樹形モデル解析を使用しているので、特に適用上の問題について若干の言及をしておきたい。厚生省案は介護保険のモデル事業の結果、その妥当性について問題が指摘され、修正を重ねているが根本的な解決はなされていない。その理由は、既に指摘した調査票のアセスメント項目の問題と共に、樹形モデル解析をその基本的原則に留意せずに安易に利用したことにあると思われる。その第一は、どの程度の複雑さになった時に樹の生長を止めるかという停止規則 (terminating rule) を考慮していないということである。平成10年度モデル事業で用いられた厚生省案では、自動的方法で得られた、枝によっては

10数回も分岐を繰り返すような複雑なモデルを、モデルの安定性の確認もせずにそのまま採用している。したがって、外れ値などの影響を受けやすく、論理的に矛盾するような結果 (たとえば、調査票中のある1項目を1段階軽く評価すると要介護度が重くなる) が散見することになった。第二は、人間の推論過程と対応しており理解しやすいという樹形モデルの特長を活かさなかったことである。厚生省案では、ケア時間をケアの内容によって5領域 (現在、検討されている修正案では9領域) に分けて、それぞれのケア時間を推計して足し合わせ、その合計時間によって6段階の要介護度に分ける方法がとられている。5領域のケア時間は、各々樹形モデル解析で得られた異なる回帰樹によって推計される。したがって、各要介護度と樹形モデルの間で対応がつかないので、各要介護度と状態像の関係が不明瞭になっている[23]。

厚生省は、厚生省案の抜本的な見直しを行う意向はないようで、ロジックの部分的な修正で対応しようとしている。しかし、対象の高齢者と家族にとっては、要介護度の認定結果によって、介護保険で給付されるサービスの上限が決まるので、切実な問題である。したがって、最適な分類方法の確立を目指して、施行後も「総合分類」をはじめ、様々な立場から実証的な研究を積極的に行って対案を用意し、比較検討する必要がある。

## 5. おわりに

実際の医療政策は、様々な関係組織間の交渉によって決定し実施されることになるが、あくまで実証的な分析に基づいて議論が展開される必要がある。しかしそのためには、実証的な分析に不可欠なデータベースの整備と分析手法の研究が進められる必要がある。

分析手法としては、本論文で例示した樹形モデル解析をはじめ探索的データ解析の手法が有用である。そして、より高い成果をあげるためには、統計的に最適であると共に、現場の実感とも対応するようなモデルを作ることが求められ、対話的なアプローチを組み入れることが必要となる。その際には、宮崎が対話型オペレーションズ・リサーチの本質として指摘したのと同様に[24]、データやモデルとの対話だけでなく、更に、モデルを通じた対象システムとの対話や関与者相互の対話を如何に展開させるかが重要になろう。

## 参考文献

- [1] 柳川洋, 鈴木規夫, 山田文康, 大塚雄作: 探索的データ解析—データの構造を探る—, 朝倉書店, 東京, 1985.
- [2] 佐久間昭: 医学統計 Q & A, 金原出版, 東京, 1987.
- [3] 河野浩之: データベースからの知識発見の現状と動向, 人工知能学会誌, 12(4), 497-504, 1997.
- [4] 喜連川優: データウェアハウスとデータマイニング特集にあたって, オペレーションズ・リサーチ, 43(12), 646, 1998.
- [5] 寺野隆雄: KDD ツールの動向と課題, 人工知能学会誌, 12(4), 521-527, 1997.
- [6] Friedman, J. H.: Data mining and statistics: What's the connection, Scott, D., Ed., Proceeding of the 29th Symposium on the Interface: Computing Science and Statistics, 1998.
- [7] 山内慶太: 樹形モデル解析の基本的概念とヘルスケア研究への応用について, 病院管理, 33(3), 255-265, 1996.
- [8] Morgan, J. N., Sonquist, J. A.: Problems in the analysis of survey data, and a proposal, J Am Statist Assoc, 58, 415-434, 1963.
- [9] Breiman, L., Friedman, J. H., Olshen, R., Stone, C. J.: Classification and Regression Trees. Wadsworth International Group (Belmont), 1984.
- [10] Clark, L. A., Pregibon, D.: Tree-based models, Chambers, J. M., Hastie, T., Ed., Statistical Models in S, Chapman and Hall (New York), 1992. (柴田里程訳, S と統計モデル—データ科学の新しい波—, 共立出版, 東京, 1994).
- [11] Quinlan, J. R.: C4.5: Programs for Machine Learning, Morgan Kaufmann, 1993(古川康一監訳, AI によるデータ解析, トッパン, 東京, 1995).
- [12] 芳賀敏郎: AID の基本的考え方, 第 10 回多変量解析シンポジウム予稿集, 43-49, 1986.
- [13] 池上直己: 医療政策における OR—限界と可能性, オペレーションズ・リサーチ, 44(7), 337-342, 1999.
- [14] Fetter, R. B., Shin, Y., Freeman, J. L., et al.: Case mix definition by diagnosis-related groups, Med Care, 18 (Suppl), 1980.
- [15] Fries, B. E., Schneider, D. P., Foley, W. J., et al.: Refining a case-mix measure for nursing homes: Resource Utilization Groups (RUG-III), Med Care, 32 (7), 668-685, 1994.
- [16] 池上直己, Fries BE, 高木安雄, 他: 長期ケアの支払い方式に関する研究—RUG-IIIによるケースミックス分類—, 病院管理, 30(2), 171-179, 1993.
- [17] Fetter, R. B.: Diagnosis related groups: the product of the hospital, Clinical Research, 32, 336-340, 1984.
- [18] 山内慶太, 池上直己, 五十嵐智嘉子, 他: 介護保険における要介護度の分類方法に関する研究—「要介護度総合分類」の開発—. 病院管理 35: 185-196, 1998.
- [19] 池上直己, 山内慶太, 五十嵐智嘉子, 他: 介護保険における要介護度の分類方法に関する研究—「要介護度総合分類」と厚生省案の対比—. 病院管理 35: 197-204, 1998.
- [20] JN モリス, 池上直己他編(池上直己訳): 在宅ケアアセスメントマニュアル. 厚生科学研究所, 東京, 1996.
- [21] 池上直己, Fries, B., 五十嵐智嘉子, 他: 長期ケアにおける支払いに関する研究—在宅ケアにおけるアセスメントとケアプラン—. 病院管理, 33(4), 343-352, 1996.
- [22] 山内慶太: 精神医療における新しい支払い方式に関する基礎的研究—ケースミックス分類の開発—, 病院管理, 34(2), 155-167, 1997.
- [23] 川越雅弘, 上野智明: 要介護一次判定ロジックの分析結果について. 社会保険旬報 No. 2015: 36-43, 1999.
- [24] 宮崎正史: 新しいシステムズアプローチと対話型 OR—対話型 OR の方法論的背景を眺めて—, オペレーションズ・リサーチ, 35(8), 454-456, 1990.