

解 説**医 療 知 識 工 学†**

—医療コンサルテーションシステムをめざして—

開 原 成 允‡ 神 沼 二 真†† 溝 口 文 雄†††

1. はじめに

現代の医師は膨大な知識を利用しつつ医療を行っている。その知識がどの位膨大であるかは、医学文献の検索システムとして著名な MEDLARS が、1966年から 78 年の間で 270 万件の文献を含み、しかも毎年 25 万件ずつ増加していることをみても容易に想像されるところである。さらに、医師はこれらの情報を追跡しつつ、同時に経験的知識を加えてゆくから、医療行為に用いられる専門的知識 (Expertise) が巨大な知識体系となってゆくことは確かである。

それでは、一体、医師の、こうした知識はどのように形成され、また、どのように用いられるのかという問題、いわゆる Expertise の表現問題に対して、次の三つの課題を念頭におく必要がある。

(i) 知識の組織化

必要な時に、適切な情報をアクセスできる組織化はどのような構造なのか。

(ii) 知識の同化

古い知識は、新しい知識を獲得するときに、どのような役割をもっているか。

(iii) 知識と決定

現在の知識の状態から診断行動をいかに決定していくか。

これらの課題は、認知科学 (Cognitive Science) に関連する研究領域であり、医学という高度の Expertise を扱う時の基礎として、さけて通ることのできないものである。

ところで、医師の診断過程の研究に対して、我が国

では、計量診断学という名称が与えられている。しかし、これは後に述べるように診断過程を確率的な過程と考えてデータに基づいて客観化しようとするもので、上で述べた課題を扱う、ヒトとしての医師自身の知識構造と推論過程の研究とは考え方を異にしている。本来、medical decision making という言葉は、計量診断よりは広く、かかる推論過程の研究一般を意味しているが、推論過程の研究は、必然的に知識をいかに構成するかという問題とかかわってくる。従来の Medical decision making の研究では、医師の用いる知識構造の枠組までを考えていない。知識を医師がどのように用いているかの過程を検討するためには、ヒト以外の方法 (通常は計算機プログラム) によって実現してみるとによって、はじめて知識の実体がつかめ、また、その応用の道も開けてくると思われる。その意味では、知識の構造化と推論過程を計算機上に実現することは、いわゆる “合成による解析” の意味としても重要なアプローチである。

最近、こうした領域は E. A. Feigenbaum, によって知識工学 (Knowledge Engineering) と名づけられていることはよく知られている。医学的 expertise の研究に対しては、この意味で我々は「医療知識工学」と呼ぶことにする。本解説では、この医療知識工学の具体的成果である、医療コンサルテーションを生むに至った歴史的背景とその現状に焦点をあて、さらに個別のシステムの評価を行い、今後の展開を述べていく。

2. 医学的推論にはどのようなものがあるか

本論に入る前に、今後の議論の理解を援けるために、医師の推論過程について整理しておこう。医師は患者に対し、大きく分ければ診断および治療を行うと考えられるが、診断も治療も多くの可能性の中から推論によってある行為を選択することである。この過程は、しかし適応される場面によって、いくつかの特徴的なパターンがある。これを診療の行為の順序に従っ

† Medical Knowledge Engineering—An Approach to Expert Medical Consultation System—by Shigekoto KAIHARA, M. D. (Hospital Computer Center, University of Tokyo), Tsuguchika KAMINUMA (Tokyo Metropolitan Institute of Medical Science) and Fumio MIZOGUCHI (Tokyo University of Science).

‡ 東京大学医学部病院情報処理部

†† 東京都臨床医学研究所

††† 東京理科大学

て考えてみると、次のようになる。

1) 問診—医師が患者に最初に行なうことは問診である。これは会話によって患者の状況を聞きとり、さまざまな判断を下す過程である。この過程は入力される情報としては「患者のはなし」に限定されているが、しかし、「患者のはなし」は聞き方によって著しく雄弁にも、又、逆に全く参考にならない情報しか与えない場合もあるから、この過程は医師と患者の interaction の過程と考えられる。したがって、医師としては最も高度の技術が必要な所であり、decision making の process としても最も興味深い。ここで決定されるべきものは診断の仮説であり、更にその仮説を実証するために次にどのような質問をするべきかということである。これは、問診の過程で遂次的にくり返される。

2) 検査法の選択—ある診断の仮説ができるあがると、それを実証するためにるべき次の手段が決定されなければならない。これは、通常はどのような検査を行うべきかという問題である。検査法の選択はそれ程困難はないようにも思われるが、現在、検査法は数百種類もあり、それをすべて行なうことはできない。そればかりではなく、それぞれの検査法は結果が与える情報が量的にも質的にも異なっているし、この決定は時にはかなり困難な決定の問題となる。

3) 診断—ある程度情報が整った所で診断を決定する。ここでいう診断は単に病名を決定するのみではない。同じ病名であっても重症度が異なっていれば、その後の対応も全く異なる。したがって、病名を含めた患者の現在の病状を把握しなければならない。

4) 予後の予測—患者の将来がどうなるかを医学用語で「予後」という。病気であってもほうっておけば治る場合もあれば、逆に死ぬ場合もある。予後の予測は診断の中で最も重要な decision である。

5) 治療法の選択—これまでの情報に基づいて治療法を選択する治療法にも多くの可能性があるから、その中で最も適したものを見なければならない。しかし、この過程は、これまでの過程と異なり、患者の価値観、医師の価値観が入る可能性があり、その意味で答は一義的には定まらない場合もある。この意味でこの過程は他から区別して論すべきとの意見もある。又、治療法は診断が定まった後に行われるのが普通であるが、時には診断が不明のまま治療を行い、その結果によって診断を修正しようとすることもある。この意味では診断・治療も大きな遂次的な流れの一つの段階とを考えることもできる。

3. 医学的推論過程研究の二つの流れ

これまでの Medical Decision Making の研究は、大きく分けて二つの流れがあったと考えられる。第1の流れは、医学的な意志決定の過程を一つの確率過程と考え、データに基づいて出来る限り客観化しようとする考え方である。この立場はやや極端な言い方をすれば、「主観的な医師の判断をできる限り排除して」客観的なデータから decision making が可能となる道を開こうとするものである。この流れの研究は、1950年代から始まり、米国ではます Bayes の定理が応用され、更に多変量解析の利用へと発展していく。日本では米国に先がけて判別関数の利用が行われていたが、この流れについては、これまで多くの解説があるので、ここでは詳細は触れない¹⁾。

これに対し、第2の流れはそれとは全く反対に、医師の推論過程をそのまま分析し、その過程を計算機の上に実現しようとする考え方である。今日の、知識工学はこの考え方につつものであり、いわゆる人工知能を応用した医療コンサルテーションシステムも、この第2の流れの上にあるものと考えることができる。

この二つの流れは考え方の上では対立したものとみることもできるが、それ故に相互に啓発されるものがあり、事実、最近の人工知能プログラムには確率的研究の成果をその中にも組み込むことができるし、又、確率モデルの側でも医師の思考過程を入れた遂次モデルが研究されている²⁾。この意味で、この二つの流れは将来は統合化されていくと考えることもできるが、それぞれの成立している基盤のちがいはよく理解しておく必要があろう³⁾。

4. 医師の推論過程の研究

さて、以上の二つの流れを頭におきつつ、ここでは医療知識工学に関する第2の流れの研究の足跡をたどってみることにしよう。

1) 医学知識の tree 構造—計算機が人間の思考過程に類似した過程を実行することができることを示した Simon らの研究は、医学診断を研究している人々にも大きな影響を与えた。1960年代には臨床家の decision making の過程の研究は医学の側から主として医学教育の改革をめざす人々の関心を集めているにすぎなかった。しかし、Simon らの研究を契機に臨床家の推論過程も計算機によって実現できるのではないかという考え方方が生まれた。こうしたことから

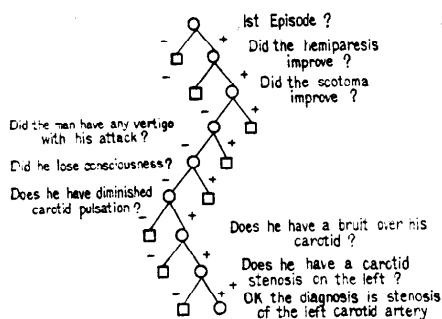


図-1 神経内科医の診断の過程
55歳の患者で左眼の中心暗点と右の半身不調の出現した例

気づいたのは心理学や心理テストを行っていた人々であり、Sprosty, Kleinmuntz らは 1963 年から 1965 年にかけて心理テストの分野でこの考え方を示している。医学診断にこうした考え方を取り入れたのは Kleinmuntz (1965) であり⁴⁾、彼は Newell, Simon らの「一人ごとを言わせる」(speak loud) という研究方法を用い、医師の診断過程を研究したのであった。

図-1 は、その研究の中からとったものであるが、医師の decision making の過程は一つの tree 構造をなしていることが示されている。

Kleinmuntz はこの研究の結果から、医師の診断の process に次の五つの仮説を提唱したが、これは今日の立場からみても非常に興味あるものである。すなわち、1) 医師は症状と患者を対応させる知識を記憶中にもっている。2) 医師は神経等の概観図を記憶中にもって、それとの対応で情報処理を行う。3) 医師は次にどのデータを得れば最も情報が多いかを知っている。4) 医師は時に全体から個々への推論を行う。5) 推論には short term memory が使われ、その内容は刻々変化する。このような医師の診断過程の研究はその後も情報科学の進歩をとり入れつつ進められた。例えば Wortman は Feigenbaum が提唱した EPAM ネット（識別ネットワーク）の理論を用いて、医師の診断を論じている。

こうした医師の診断 process が tree 状で表現できることが明らかになると、臨床家の間でも診断の process を tree 状に表現することが行われるようになつた。こうした方法は、現在も教科書に多くとり入れられており、内科診断学の本には必ず tree 状の図が入っているし、又、診断の flow chart と称して tree 状の診断過程が満載された本も出版されるようになつてゐる⁵⁾。

2) tree 構造の計算機での実現一しかし、情報科学

の立場から考えて興味があるのは、こうした診断の過程が果してコンピュータによって実現できるかという問題であろう。事実、この問題は 1960 年代の後半から非常に多く研究された。その中で初期の頃、成功を収めたのは問診の過程を tree 状にしてコンピュータによって実現しようとする研究である。ここで問診がとりあげられたのは問診の対象のある局面に限局すれば、一定のパターンでデータが収集できることがすでに明らかになっていたからである。それは、例えば Cornell Medical Index と呼ばれる質問票や MMPI と呼ばれる性格テスト等がすでに一定の質問に対し、YES NO で答える形で充分目的を果し得ることが実証されたことにもよる。こうした医学上の成果をふまえて計算機に問診を行わせたのは、Health Screening の分野である。ここでも対象が Screening というかなり限局された場面であったため質問のパターンも一定している。質問の論理も、ある質問により、ある病気が否定されれば、それに関する細い質問は省略するといった形の比較的単純なものでよい。こうした研究は、成功を収め問診器と呼ばれる自動機械が登場し、これは、健診センターで今も使われている（図-2）。この問題を健診よりはより複雑な場面で研究したのは、Slack⁶⁾ や Barnett であった。対象が健診から一步でも離れると、考慮すべき病気は無数になり、しかも



図-2 問診機の一例

それに対し治療を行う必要性も考えて質問をしなければならなくなるから、問題は一挙に複雑になる。初期の研究者はこの問題を病気を限定するという方法で、ある程度回避し実験的ではあるが、多少実用性のあるようなシステムを作りあげた。こうしたシステムでは患者と計算機のインターフェースにも、かなり配慮が行われ、計算機から打ち出される文章に工夫をこらしたり、入力の方法を簡便にしたりしている。

一方、「診断」の分野でもその tree 構造をコンピュータによって実現しようとする試みも多く行われた。診断の分野においては、問題の複雑さは問診を更に上まわるから、一般的な問題としては実現はできなかつたが、問診と同様に問題を限局することによって成功を収めたものもある。その典型的なものは、心電図の自動解析である。心電図の自動解析は入力されるデータがすべて波形の計測値という数値に置きかえられること、診断名の数が十数個というように限定されていくこと、診断の論理がそれまでの経験のつみ重ねによって比較的明確な形で提示されていたこと、等の理由からこの診断をコンピュータに行わせることは非常な成功を収めた。今日、米国では年間 100 万件以上の心電図が自動的に解析されており、日本でもこうした解析装置をもつ医療機関が増加しているが、これらの診断のほとんどが医師の経験をコンピュータに実行させた枝分れの論理構造によっていることは大変興味深いところである。こうした医師の診断 logic を tree 構造又はブール代数で表現して、コンピュータによって実現しようとする試みは日本でも比較的早くから研究されており、難波らの心臓疾患、肝疾患の判別の決定、神沼らの心疾患の鑑別診断、肺ガンのスクリーニング、甲状腺シンチグラムの診断等¹⁾、実際の医療に密着した形でいくつかの研究が行われている。

3) 人工知能研究成果の応用一さて、こうした限局した場においては、枝分れ構造の論理をコンピュータに実現することが成功を収めたが、これをより一般化しようとすると、著しい困難を伴うことはすでに述べた如くである。その理由は主として考慮すべき仮説や条件が突如として膨大になるからであり、これを tree 構造で表現しようとするとその組合せの数は無限に増加するといつても過言ではない。又、限局された問題に限ったとしても tree 構造の論理は大変硬直したシステムであることも否めない。例えば、最もよい例が欠損値に対する扱いで、tree をたどる過程で一つでも欠損データがあればその論理は破綻してしまう。また

データの取得の順序も tree によって限定されるし、連想的に推論を飛躍させることもできない。いわば、現実の問題は structured ではなく、unstructured な問題解決を必要としているのである。

こうした困難をどのようにのりこえるかは、いわゆる「人工知能」の研究によって少しづつ方向が示されてきた。もっとも「人工知能」研究もさまざまな領域を含んでおり、その中でこの分野に関係があるのは次の二つの領域である。第 1 は、医師の一般的な診断・推論過程を分析研究しようとする方向で Kleinmuntz によって示された方向を更に進める方向である。医師の推論過程は可能性のある仮説をすべて並列的に多数並べ、その中から一つを選択するのではなく、一つの仮説を頭の中におき、それを検証しようとし、失敗すると次に移るということのくり返しであると思われる。こうした過程を更に細く分析していく、ヒトの認知や判断のメカニズムに迫ろうとするのが第 1 の領域で、これは、最初に述べた認知科学 (Cognitive Science) からのアプローチである。第 2 は、ヒトの知識と推論過程を工学的に実現していくとする方向で、知識工学と呼ばれる領域である。

医療の世界でも、この認知科学と知識工学の考え方があり入れられて、最近になって多くの興味あるシステムができあがったといえる。もっとも、医療はこうした研究で最もよく研究された分野であるから、知識工学は「医療」を介して発展してきたといっても過言ではない。ここで作られたシステムは、今までの tree 構造のシステムが硬直化したシステムであったのに対し、よりヒト（医師）に近い柔軟なシステムとなつた。こうしたシステムを EXPERT SYSTEM と最近ではよぶことが多い。

さて、こうしたシステムの実現が可能になったのは最近の知識の表現 (knowledge representation) を中心とする人工知能の研究成果が応用されたためであるが、それは、いかなる技術の応用なのであろうか？これには色々の見方があると思われるが、技術的な立場からみると知識データとこれを用いて推論を行う部分との分離が可能になった点が一番大きい貢献のように思われる。これまでのような tree 構造を作っていくということは、いわば医学知識と論理構造が一体になっていることを意味しており、したがって知識が増加すれば組み合わせの数も急速に増加して実用化できなくなってしまう。しかし、知識がその個々の利用とは独立に存在していれば、知識は一種のデータベース

としてそれを集積していくことができ、又、利用する側ではその中の必要なもののみを、必要な時に取り出して利用すればよいわけである。又、第2にこうした知識データを使っていくプログラムの側で、問題解決(goal oriented)的な論理構成ができるようになったことである。こうしたプログラムは、一つの goal を与えると、あとは自ら定められたゴールを達成すべく必要な処理を行っていく。これは特に LISP で作られたプログラムにその典型を見ることができる。もっとも、こうしたことの実現することは現在一つの標準的な方法があるわけではない。それぞれの研究者によってさまざまな工夫がこらされている。知識ベースとプログラムの間の分担もシステムによって、かなり異なっている。

以下に、こうした点を実際のシステム部に即して眺めてみたが、その前に、現在ある代表的な医療のコンサルテーションシステムを簡単に紹介する。システムの実際の動きについては、開原らによる別の解説⁷や神沼による解説⁸を参照されたい。

3) 医療用コンサルテーションシステムとその知識表現

CASNET⁹: Rutger 大学の Kulikowski, Weiss によって開発されたシステムで、眼科の疾患である緑内障の診断および治療のコンサルテーションシステムである。システムは Interactive FORTRAN で書かれておりしたがって移植性も高く、すでに米国では数カ所の眼科医によってその実用性が試されており、日本でも北沢、溝口によって検証が進んでいる。

MYCIN¹⁰: Stanford 大学の Shortliffe 等によって開発されたシステムで、敗血症および髄膜炎の診断および病原菌の同定、治療法に関するコンサルテーションを行うシステムである。システムは INTER-LISP を用いて作成されている。スタンフォード大学の SUMEX-AIM とよばれる project の一部となって、スタンフォード大学のコンピュータによって米国内で試験的に研究が続けられている。

INTERNIST¹⁰: Pittsburgh の Popple, Myer によって開発されたシステムで、内科疾患の 80% を含む最も大きな知識ベースを持つシステムで INTER-LISP で書かれてある。

PIP¹¹: MIT および Tuft Medical Center によって作られた腎疾患の診断に関するシステムで MIT の MAC-LISP で作成されている。

MECS-AI¹²: 開原、小山、南川、八坂らによって

開発されたシステムで、心不全の治療のコンサルテーションを行うシステムで EPICS-LISP で作成されている。

EXPERT¹²: Rutger 大学で開発された、汎用のシステムで、CASNET と同じく Interactive FORTRAN で作成されており、これをを利用して甲状腺疾患、リウマチ等のコンサルテーションシステムを開発中である。

ここで、こうした代表的な医療用コンサルテーションシステムについて、その知識の表現法や知識をとり扱う技術について比較検討してみよう。

こうしたシステムを考察するに際しては、いくつかの観点からこれを考えていく必要があるが、まず第1に重要な問題は、知識がどのような形で表現されているかという点である。

こうしたシステムについて共通していえることは、知識を最小の単位にまで分解(chunking)し、その最小単位の知識(chunk of knowledge)とその他の関係という形で知識を表現するということである。こうしたことを、知識を modularize するという。

次に、このようにして Module 化した知識を必要な時によび出して推論を行っていく手続き(procedure)の部分が必要である。この reasoning に対しては、まずデータを与えてそのデータを使って、必要な知識単位を呼び出し、ある仮説を作っていく data driven reasoning と、まずある仮説を先に作って、その仮説を実際のデータで検証していくという Hypothesis driven reasoning 二つの方法が考えられる。しかし、実際には両者は混合して使われている。

いずれの推論過程をとるにしても必要なのは、どの知識をよび出すかという(evoking)の技術と、呼び出された知識に基づいて仮説を検証し、推論を深めていく(focusing)の手法である。そして、この推論の過程においても医学の場合 100% 正しいか、100% 誤りという二者択一の場合は殆どないから、この中間的な場合をどのように処理するかという問題がでてくる。これは uncertainty problem と呼ばれることもあり、この点も実際のプログラムでは重要な所である。

さて、以上のようなことを念頭におきながら、これまでに開発された医療コンサルテーション用プログラムについて、これらの点がどのように扱われているかを眺めてみるとしよう。

PIP¹¹

まず PIP においては図-3 に見るようく知識の単位

relation to findings	
TRIGGERS	<findings>
FINDINGS	<findings>
logical decision criteria	
IS-SUFFICIENT	<findings>
MUST-HAVE	<findings>
MUST-NOT-HAVE	<findings>
complementary relation to other hypotheses	
CAUSED-BY	<hypotheses>
CAUSE-OF	<hypotheses>
COMPLICATED-BY	<hypotheses>
COMPLICATION-OF	<hypotheses>
ASSOCIATED-WITH	<hypotheses>
competing relation to other hypotheses	
DIFFERENTIAL-DIAGNOSIS	(<condition 1> <hypotheses>) ... (<condition k> <hypotheses>)
numerical likelihood estimator	
SCORE	((<condition 1,1> <score 1,1>) ... (<condition 1,n ₁ > <score 1,n ₁ >)) ... ((<condition m,1> <score m,1>) ... (<condition m,n _m > <score m,n _m >))

図-3 PIP における Hypothesis Frame の構造

(PIP では hypothesis と呼ばれる) は、FRAME の形で表現される。それには、まずその知識を呼び出すための TRIGGER の部分、マッチングをとるための種種のデータ (FINDINGS IS-SUFFICIENT MUST-HAVE MUST-NOT-HAVE etc) マッチングに失敗した時に呼び出すべき DIFFERENTIAL DIAGNOSIS それに確実の度合いを示す SCORE からなっている。今、データがあたえられると TRIGGER 中に合致したデータがあれば、その仮説がよび出 (activate)

され、ある種のマッチングによってその仮説の確からしさを求めるという過程をくり返すのである。

INTERNIST¹⁰⁾

INTERNIST の知識データベースの構造は、基本的には階層的 tree 構造をもっている。これは包括的な診断から更に細かい診断に亘る医学的な階層構造である。そして、このそれぞれの診断 (PIP の hypothesis にあたるもの) は、その診断に関係ある症状や検査所見が evoking strength (L) および frequency (F) という二つの数値と共に示されている (図-4)。この L は 0 から 5 までの値を経験的に与えられており、もし、この症状 (又は検査所見) があればこの診断 (仮説) を、activate するか否かの grade を

示している。次に frequency はその診断の中でその症状が出現する頻度であり、これも経験的に 0 から 5 で表現されている。INTERNIST では、この evoking strength が trigger として働き、frequency でマッチングを行って可能性のある診断をまず探す。次にこれらの診断の中の最も可能性の高いものに着目し、残りを Competing および Complementary な診断に分け、まず Competing する仮説を除いていくために、ある questioning strategy に基づいてデータの収集

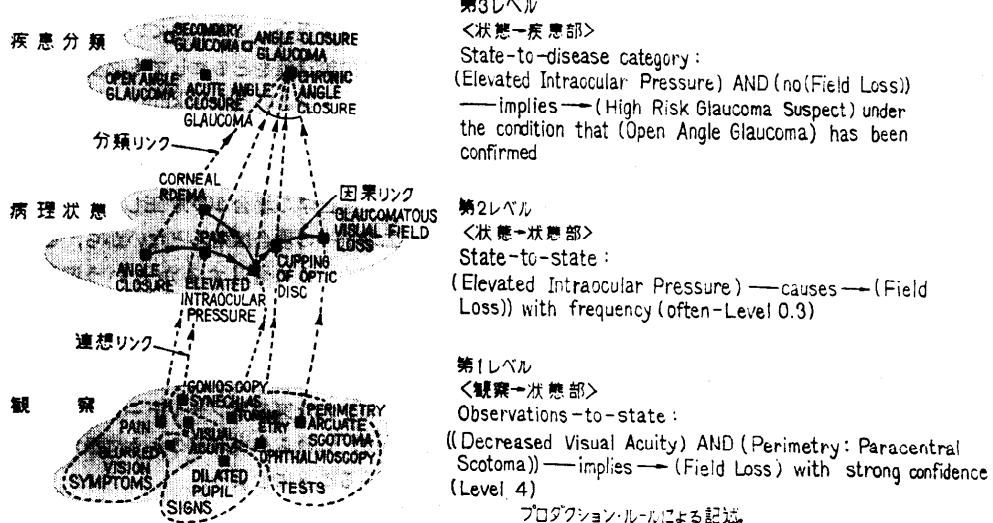


図-4 CASNET の知識構造

Portal-vein-occlusion	L	F
Manifestation		
Hepatic-vein-wedge-pressure-normal	0	4
Splenomegaly	1	4
Gastro-intestinal-hemorrhage	1	4
Varices-esophageal	2	4
Portal-vein-obstruction-by-radiography	5	3
Anemia	1	3
Appendicitis-history	1	2
Ascites	1	2

図-5 INTERNIST における evoking strength (L) と frequency (F) の例

を続け、データを得るごとに上記の操作をくり返して診断を確立していくのである。

CASNET¹⁰⁾

CASNETにおいては、その対象が非常に限られた疾患であり、又、その病理学的な事実がよく判明しているため、やや異なったアプローチがとられている。すなわち、知識データベースの全体を一つの network で表現し、これを causal network と呼んでいる。この causal network は多くの node からなっており、それぞれの node は医学的にみた原因結果の関係によって結ばれている。その結合の強さは frequency によって示され、それは原因が結果を起す度合の強さを示す。したがって、診断（仮説）も症状等も皆一つの node として表現されている（図-5）。このそれぞれの node は二つの状態値をもっており、一つは、node's status と呼ばれ、その node に直接関係するデータによってその node が確立されるか否かを示すものである。これに対し node's weight と呼ばれる値は、その node に結合する link によって計算される。この計算には fuzzy set の考え方がとり入れられている。今、ある患者のデータが与えられると、そのデータに関係ある node の値が変更され、それに結合されている node の状態は次々と書きかえられていく。そして、ある域値を定め、各 node が confirmされるか denyされるかを定めていく。データを得る strategy としては

Confirmされた node のみで連なる acceptable path を決定し、その path を検証するようにデータを取得するという方法をとっている。

MYCIN⁹⁾

MYCIN の知識の表現は複数（現在は約 600）の独立した PRODUCTION RULE によっている。その典型的なものは図-6 にみる如くである。この rule によって推論を行っていく過程は他の production system

IF: 1) THE STAIN OF THE ORGANISM IS GRAM POSITIVE, AND
2) THE MORPHOLOGY OF THE ORGANISM IS COCCUS, AND
3) THE GROWTH CONFORMATION OF THE ORGANISM IS CHAINS
THEN: THERE IS SUGGESTIVE EVIDENCE (7.) THAT THE IDENTITY OF THE ORGANISM IS STREP-TOCOCCUS

図-6 MYCIN における RULE の例

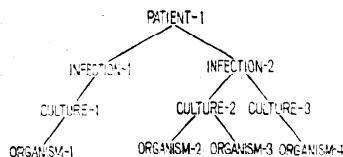


図-7 MYCIN における Context tree の例

と変りなく、IF に含まれる条件が満されれば THEN を推論するということのくり返しがある。データは Context tree (図-7) とよばれる tree で表現されこの tree の goal である診断、治療法を定めるという目標に向って rule が次々と適用されていく。

この rule の一つの特徴は uncertainty factor というものを含んでいることである。この uncertainty factor は rule の結論の部分の確からしさを示す -1 から +1 の間の値である。今、二つの rule が組合させて用いられた時には、この uncertainty factor は fuzzy logic に似た計算が行われて、新たな uncertainty factor を求める。この uncertainty factor は経験的に定められた値である。

MECS-AI¹²⁾

知識の表現は MYCIN と同じ PRODUCTION RULE によっている。しかし、その rule に優先度を設定し、患者に対し、負担の少ないものからデータの収集が行われるような機構が組みこまれている。また context tree にあたる部分に時間的な経過を示すデータが取り入れられるようになっており、患者の時間的経過に対応した判断が下せるようになっている。

EXPERT¹³⁾

これまでに述べたシステムは、いずれも利用の対象が限定されていたが、EXPERT においては推論の機構と知識ベースが完全に分離し、知識ベースは利用者がさまざまの対象について、別々に作成できるようになっている。したがって、この意味では EXPERT は汎用のコンサルテーション開発用システムということ

ができる。(MYCIN に対しても、最近、これを汎用化した EMYCIN が発表されている)

この EXPERT の構造は、*hypothesis*, *findings* *decision rules* の三つの部分から成りたっている。この中で *findings* はデータを取得していくための方法を示す部分であるから、知識の表現としては *hypothesis* および *decision rules* によっている。*Hypothesis* は、対象としている疾患等の分類体系等を示す部分である。例えば、甲状腺疾患という上位概念の中に甲状腺機能促進と機能低下症が含まれているというような例である。*Decision rules* の部分は *FF rule*, *FH rule*, *HH rule* に分れ、*F* は *findings*, *H* は *Hypothesis* を示し、それぞれの間の関係を示しているのが、この rule である。これらの rule は MYCIN の rule とほぼ同様のものと考えることができる。

実際の推論の方法としては、データが与えられるたままで *FF rule* が実行され、ついで *FH rule*, *HH rule* と決定、推論を深めていく。

4) 残された問題

以上で代表的な医療用コンサルテーションシステムの知識ベースの表現方法と推論機構を比較しつつ解説した。

すでに述べた如く、いずれも知識を module 化して独立させ、その module 化した知識をデータが与えられた時にその中の必要なものをとり出し組合させて使って推論を行うという点では共通である。しかし、その方法についてはさまざまな工夫が行われていることが解る。

今後のこうしたシステムの方向は、今までに開発されたコンサルテーションシステムのプログラムモジュールを独立させ、知識ベースの構成と推論の手続きを汎用化することで、すでに EXPERT, EMYCIN にその先駆的試みを見ることができる。

ただし、システムを実装するための言語からみると、EMYCIN の場合には、Inter-LISP を用いているために、速度と計算機容量の点から汎用システムとしての問題があるが、自然言語処理、知識構造への拡張性、可能性が高い。ただし、医師には Inter-LISP はなじみにくい。それに対し、EXPERT は Interactive-Fortran で作成されており、速度とコンサルテーションシステムの作成には問題点は少ない。しかし、対象の疾患の記述に限定があり、疾患の特性を記述する部分の弱さがある。又、実用化の観点からすれば、こうしたコンサルテーションシステムをハードウェアによ

って実現することも興味ある課題であろう。これは現在試みられつつあるので、近い将来実現するかもしれない。

こうした計算機システム上の問題点のほかにも残された問題は医学側もある。その一つは時間的経過の入ったデータを使って推論をすることを、どうして一般化するかという問題である。医学的データは必ず時間的経過が入る。それは患者の状態が時々刻々変化していくからである。これまでのシステムでは、こうした動的な経過のある静的な一断面をとらえて判断を下すシステムであると考えられる。これまで適応分野に限れば静的な判断でよいが、より現実に近づけようすれば医師は現在のデータと共に過去のデータも使って判断を下す。これは一般化しようすれば、かなり複雑な問題となる。MECS-AIにおいては、こうした問題を扱うことを試み、又、最近の Stanford の VM と呼ばれるシステムにも、その試みがみられるが完全な解決は今後の問題である。

第2の問題は、こうした方式によって、どこまで大きな知識が扱えるかという問題である。これまで最も大きな知識ベースをもつシステムは INTERNIST であるといわれている。これを EXPERT 形式にかきかえて実験した例が報告されているが、3000 の *findings*, 800 の *hypothesis*, 18000 の rule を用い 90% 程度のほぼ正しい結果を得たという。これは、この程度の知識には適応し得ることを示しているが、この大きさを更に無制限に拡大し得るか否かは解っていない。

第3に、知識を医師からどのように獲得するか。そして、どのように自動的に rule 化するかも未解決である。この作業を授けるためのシステムも最近発展されているが、いずれも、一般的な方法を示したものではなく、現段階では熟練したヒトの経験による他はない。

第4に、こうしたシステムとデータベースシステムとの連携の問題がある。医学の世界ではデータベースの問題は病歴に関連してかなりよく研究されており、すでに、ある分野では、多くの病歴の内容が収集・蓄積された例も多い。将来は、医師の経験の中から生まれた知識と同様に、こうしたデータベースを分析して得られる知識も、こうした EXPERT システムの重要な構成要素となるものと思われる。しかし、この技術的な問題は将来の発展に後づ所が多い。

5. 医療知識工学をめざして

以上、医師の診断過程の解明と、それが計算機にど

のように実現されてきたかについて概説をしてきた。この問題は一方では医師の頭の中にある過程を明らかにしたいという、高度に academic な学問的問題と、又、一方では医師を援助する機械を作りたいという高度に実用的な問題を中に含んで発展してきた。

しかし、この研究の意義は医学的にみると別の所にあるようにも思える。それは、現在ある経験的な医学知識をどのように体系化するかという問題である。これらの知識は学問的には体系化されていることは否定しないまでも、実際の医師の利用を考えたときには決して最もよく整理された形では提示されていない。それは医師が、これらの知識をどのように使っていくかが明らかになっていないからである。今後、こうした医師の診断過程の解明を通じて、最も適した知識の表現方法が明らかになっていくとしたら、それは医学にとっての大きな影響を与えるであろう。

こうした点に関連して Pauker らは興味ある試算を発表している¹⁴⁾。それは現在の内科学の知識を人工知能の研究にみられるような形で整理すれば、どの位の量になるであろうかという試算である。彼らは内科学の教科書 (Harrison) の頁数が 2035 頁あることに着目し、1 頁当りの事実 (fact) を 100 とし、200,000 facts と見積り、これに更に実際的な事項を入れるために倍にして 400,000 更に保険や経済的な常識的な知識を加えて 500,000 とし、この見積りが少なすぎるための安全係数を考えて、この 2 倍の 1,000,000 の facts で表現できるという。そしてこれに内科領域の専門知識を加えて、同量であることを考えて 2,000,000 として、一つの facts が 10 words のメモリで表現されたとすると 20,000,000 words になると試算した。これは現在のディスクを考えるとそれ程大きな量ではない。これに対し、これだけ大量のデータを能率よく処理することはより困難を伴う。しかし、これとても現在の計算機科学の進歩を考えれば決して難しいことではなくなるであろう。したがって長期的には今の内科学の知識が計算機中に貯蔵され、これを使った Consultation System ができることも決して夢ではない。というのが彼らの結論である。もっとも今は最初からこうしたことを行なうよりは、一步一步着実に EXPERT システムを作っていくことが必要であろう。

こうした過程は決して医学に限られたことはないかもしれない。しかし、医学知識は実践と結びつき、又、すべての知識が患者を中心として相互に関連している点ではかなり特異な面をもっている。したがってこう

した医学知識を扱う分野に対し、医療知識工学という名称を与えて今後研究者を結集し、研究を進めていくことも意味のあることであろう。

更にこうした研究を進めるにあたっては、今後、国際的な協力体制が益々必要になると思われる。この分野はこれまで、主として米国における方法論の研究が知られていたが、まだ残された問題は多く、日本の研究の貢献も必要であろう。

知識ベースの作成の段階になると、その対象は膨大であるから、国際的な分業も必要となろうし、また、国際的な比較も興味ある所である。第 6 回人工知能国際会議において行われた国際通信ネットワークを介してのこうしたプログラムのデモンストレーションは、技術的にも、国際協力研究の新しい段階を示していた。現在、開原・Lindberg による日米協力科学研究がはじまっており、また日米科学プロジェクトの一環として北沢、溝口^{15), 16)}による、CASNET の日本での評価、又、EXPERT を用いた新しい緑内障^{16), 17)}、問診システム G₃/EXPERT の研究および、都立臨床研究により米国産各種プログラムの臨床総合評価の研究と実験システムの提供も行われている。さらに溝口、開原¹⁸⁾らによって EXPERT のユーザマニュアル等が整備されつつあるので各領域の医師がこれらの便宜を通じて独自のコンサルテーションシステムを作成し、又、その経験を通してコンサルテーションの "hand-on experiments" をすることが可能な状況にある。

こうしたことを背景に知識工学が将来医学にとっても重要な基礎科学となることが考えられる。今後の医療知識工学の発展に期待する所大である。

参考文献

- 高橋暁正編：計量診断学、東京大学出版会、東京（1969）。
- 川村 昇他：遂次問診システム、医用電子と生体工学、12: 240-243 (1974)。
- 神沼二真：科学、Vol. 48, 482-488 (1978)。
- Kleinmuntz, B.: The processing of clinical information by man and machine in Kleinmuntz, B. (Ed.), Formal representation of human judgement, John Wiley and Sons, Inc., New York (1968)。
- Fink, A. A., Jr.: Patient care flow chart service, Miller and Fink Pub. Corp (Connecticut) (1972)。
- Slack, W. V., Hicks, G. P., Reed, C. E. and van Cura, L. J.: A computer-based medical history system, New Eng. J. Med., 274: 194-

- 198 (1966).
- 7) 開原成允, 小山照夫, 溝口文雄: 医療コンサルテーションシステム, bit, 11: 605-612 (1979).
 - 8) Weiss, S. M., Kulikowski, C. A. and Amarel, S.: A model-based method for computer aided medical decision making, Artificial Intelligence 11: 145-172 (1978).
 - 9) Shortliffe, E. H.: Computer based medical consultations, MYCIN Elsevier North-Holland (Amsterdam) (1976).
 - 10) Popple, H. E., Jr.: Artificial intelligence approach to computer based medical consultation, IEEE intercon Conf. (1975).
 - 11) Szolovitz, P. and Pauker, S. G.: Categorical and probabilistic reasoning in medical diagnosis, Artificial Intelligence 11: 115-144 (1978).
 - 12) 開原成允他: 人工知能の手法を用いた診断治療のコンサルテーション, 医用電子と生体工学, 17: 73-77 (1979).
 - 13) Weiss, S. M. and Kulikowski, C. A.: EXPERT, A system for developing consultation models, Proceedings of 6th IJCAI, Tokyo (1979).
 - 14) Pauker, S. G. et al.: Towards the simulation of clinical cognition, Taking a present illness by computer Am. J. Med. 60: 981-996 (1976).
 - 15) 北沢克明, 溝口文雄, Kulikowski, C. A. and Weiss, S.: 縁内障の問診システム(CASNET)の評価, 第19回情報処理学会全国大会 (1978).
 - 16) Weiss, S., Kulikowski, C. A., Mizoguchi, F. and Kitazawa, Y.: A computer-based comparison of Japanese and American medical decision making, Proc. International Conf. on Cybernetics and Society Vol. 1: 1-4, Tokyo (1978).
 - 17) 溝口文雄, 山田 隆, 北沢克明, Kulikowski, C. A.: EXPERT 形成による縁内障問診システムの構成, 第20回情報処理学会全国大会 (1979).
 - 18) Mizoguchi, F. and Kitazawa, Y. et al.: A case study of EXPERT formalism—An approach to a design of medical consultation system through EXPERT formalisms, Proc. of 6th IJCAI, Tokyo (1979).
 - 19) 溝口文雄, 開原成允: 汎用コンサルテーション言語, EXPERT ガイド (1979).

(昭和 54 年 9 月 12 日受付)