

【第118回生涯教育講座】

医用人工知能の基礎としてのエキスパートシステム

つもと しゅう さく
津 本 周 作

キーワード：人工知能，エキスパートシステム，診療支援，電子カルテ

人工知能 (Artificial Intelligence: AI)^{1,2)}が最近になって、メディアを賑わせるようになった。これにはチェス、将棋、囲碁、クイズ番組 (IBM の Watson) といった従来人間が得意とした分野に対等それ以上の能力を発揮したコンピューターが登場したということによる。しかし、このような能力を獲得するまでに、おおよそ50年以上の年月と研究者の努力があったことはあまり語られていない。本稿では、1970年代後半に登場したエキスパートシステムとそれによる AI ブーム、第五世代コンピュータープロジェクトとその失敗を経て、展開してきた最近の AI の動向について概説し、現在のエキスパートシステムの姿を医療分野の応用として紹介する。

1. エキスパートシステムが登場するまでの人工知能：チェス

人工知能 (AI) は1956年7月に当時ダートマス大学に在籍していた John McCarthy が Marvin Minsky ら10名の研究者を集めて、ダートマス会議を開催、McCarthy がコンピューターのプログラムによって人間の知能と同程度の知能

を実現する研究を Artificial Intelligence と定義したことに由来する³⁾。当時、McCarthy は λ -計算を計算機上で実現するためにプログラム言語 (LISP: List Processing Language)⁴⁾を開発した。この LISP はアメリカの人工知能研究での標準プログラム言語として使用された。

人間の知能を最も感じさせるものがパズル、チェスであったことから、パズルやチェスを解かせるプログラムが開発されるようになった。これらは最終ゴールが用意されていて、そのゴールに向けての解の探索ということが重要である。このため、探索 (Search) の研究が進められた。例えば、チェスだと、自分の次に相手がどのように打つかという可能性を考えて、それが自分にとって有利なものかどうかを考える。自然と、この探索の構造は枝分かれの構造 (探索木、ゲーム木と呼ぶ) をもつ。先の手を、と深読みしていくことで、木の枝の数が指数関数的に増加していく。この木が大きすぎると計算できなくなってしまうので、木のサイズが大きくなりすぎないように、「枝刈り」の手法が登場する。その一つが、各手に自分が有利な場合高い点数になるようなスコアを計算し、そのスコアの低い枝を削除していくというものであり、発見的探索 (heuristic search) と呼ばれる。これらの発見的探索という方法が精

Shusaku TSUMOTO

島根大学医学部医学科医療情報学

連絡先：〒693-8501 出雲市塩冶町89-1

島根大学医学部医学科医療情報学

力的に研究されてきたが、チェスは1980年代までアマチュアのレベルを越えることがなかった。1980年代は専用のハードウェア・スーパーコンピュータを駆使することで、グランドマスターに对等な能力を獲得したが、基本的には、木の深さおよびそれぞれの枝の適切なスコアの評価の計算においての高速な計算が必要になった。

2. エキスパートシステムの登場

以上のように、探索木を適切に処理することだけでは、チェスのプログラムが強くならず、スコアといった評価を加えることによって、ようやくチェスのプログラムが強くなるということがわかって、このような評価、あるいは順位づけ、あるいはそういう評価を与える推論というものが重要ではないか、ということが認識されはじめた。膨大な解の空間から適切に解を見つけるために専門家はどのような推論を行っているかということに対する反省から、専門家が持っている知識をコンピュータ上に表現し、それを用いて、専門家が行っているような問題解決を試みようとするエキスパートシステムが開発されるようになった。最初に登場したのは1965年の Feigenbaum らによる質量分析法などの実験データと化学に関する知識ベースを使って、データに適合すると考えられる化学構造を割り出す Dendral というシステムであったが、Shortliffe が医療応用として感染症の診断を行う MYCIN を1972年に開発するようになり、実際の症例での診断精度が65%と良かったことから、医療を中心に多種多様なエキスパートシステムが開発され、1980年代の AI ブームにつながった。MYCIN の仕組みはルール型推論というものであり、知識は以下のようなルールで表現される。

```
(defrule 165
```

```
  if (gram organism is pos)
```

```
      (morphology organism is coccus)
```

```
      (growth-conformation organism is chains)
```

```
  then .7
```

```
      (identity organism is streptococcus))
```

これは、溶連菌 (Streptococcus) の診断を行うものだが、グラム陽性で、細菌の配置が「鎖」上であれば、0.7の確信度で溶連菌を疑う、というルールを示している。このような形のルールを500用意し、実際の症例で評価した。

仕組みは簡単であるが、65%の精度があったということから、ルールをより洗練化すれば、精度が上がる、またルールの範囲を広げれば、より大きな領域での診断が行えるのではないかと考えられ、精力的に医療エキスパートシステムの研究開発がなされた⁵⁾。このブームの中で、一階述語論理を用いて、人工知能を実現しようとする第五世代コンピュータプロジェクト⁶⁾として、1982年に立ち上がった。ここでは、Prolog⁷⁾がその開発言語として採用された。

3. RHINOS

著者らは1985年大阪大学医学部の学生 (当時3年生) として、当時6年生の松村泰志 (現大阪大学教授)、5年生の木村道男 (現浜松医大教授) らとともに NEC PC-9801上の Prolog KABA⁸⁾で動作する頭痛・顔面痛診断のエキスパートシステム RHINOS (Rule-based Headache and facial pain Information Organizing System の略) を開発した⁹⁾。当時関西医科大学脳神経外科の松村浩先生が頭痛診断の専門家であったことから、診断のための知識・戦略をインタビューで獲得、

Prolog の形式でルール型知識として実装した。ここでのルールは3段階からなっていることが、従来のシステムよりも新奇性が高かった。まず、第一段階においては、ある疾患の診断に必ず必要となる症候のセットを用い、症例をスクリーニングする。第二段階においては、絞り込まれた疾患のリストが、各疾患の診断のための追加の質問を行い、鑑別診断を行う。最後に、得られた最終診断と入力された症状との整合性を見て、もし、最終診断の候補と矛盾している症候があれば、合併症の可能性を疑うような出力結果を呈示した。実際のカルテを参照しつつ、松村浩先生とシステムの評価を行い、85%の正答率を得た。

4. エキスパートシステムの限界

上記のように高い正答率を得たが、その15%の間違った例についての分析も行われた。一番多かったのは、症候の間に時間的關係が含まれており、エキスパートシステムはその時間關係を理解できなかった。例えば、偏頭痛と緊張性頭痛との合併例である。この患者さんは、通常、緊張性頭痛の症状に悩まされていたが、時々、我慢が出来ない偏頭痛発作に見舞われた。問診をとれば、本人には Jolt headache の症候がある。Jolt headache はスクリーニングにおいて、筋性頭痛と血管性頭痛とを区別する重要項目として用意されていたので、第一段階で緊張性頭痛は除外され、緊張性頭痛に特徴的な症候の質問をしないために、偏頭痛のみが最終候補として診断された。医師の場合だと、頭痛の性状に関して、時間経過を踏まえつつ問診を行うことから、このようなミスは少なくなる。

もともと、スクリーニングは、診断候補を絞っているものであるから、そのプロセスを除けば、

診断精度は増すと考えられる。しかし、この絞り込みをなくせば、診断候補は増えて、しなければならぬ質問項目は爆発的に増える。したがって、質問項目の選択は、診断のスピードと診断の精度との兼ね合いで選ばざるを得ない。医師、専門医はこの兼ね合いがバランスよくできるが、コンピューターには困難である。

このような兼ね合いのことを情報処理の分野では、トレードオフという。第1節で述べたコンピューターチェスの場合、深読みをする事によって、読みの精度は上がると考えられるが、ゲーム木は大きくなり、それぞれの手の可能性を考えると、計算時間がかかる。計算時間を減らすために、発見的関数を用いてスコア計算を行えば、よりよい手が早く求められる可能性があるが、ある段階では良くない手が最終的には一番よい手につながるという場合を見落とすことがありうる。このように、計算時間とその精度とにトレードオフがあるということが、解を探索するというプログラムの作成においては必ず生じる。

以上のトレードオフが常に人工知能のプログラムの最大の問題点である。1980年代においては、コンピューターの記憶容量が小さく、1つ1つのコンピューターの計算スピードが遅いため、大量の知識を表現し、それを使って適切に診断するプログラムを作ることは、まず困難であった。つまり、

- (1) 計算資源が小さく、一つ一つのコンピューターの能力が貧弱なため、問題解決能力が低かった。これに加えて、
- (2) 大量の知識の妥当性を見るためには、知識を構造化するか、あるいはその知識のための質問を大量に用意しなければならない。1980年代当時は複雑な知識で推論できるコンピューターは

なく、また、キーボード以外には入力インターフェイスがないため、入力の手間もかかった。

(3) 一度、専門家から獲得した知識は完全に固定されてしまう。学習機能はないため、ユーザーがエキスパートシステムを使っているうちに、その知識のパターンを学習してしまい、エキスパートシステムを利用する価値が薄れていく。以上のような問題点がすぐには解決しなかったため、エキスパートシステムの限界が語られ、ブームが過ぎ去った。

5. エキスパートシステム以降

上記3つの問題点をふまえると、今、流行している人工知能の研究が上記の3つを踏まえていることが容易に分かる。まず、(1)に関しては、1つ1つのコンピューターが非力であれば、それらをつないで、協調的あるいは分担して計算させることによって、計算能力が増大する。このような考え方を元に発展したのが、エージェント¹⁰⁾あるいは、マルチエージェント^{11,12)}という考え方である。(2)については、2つの流れがある。計算機と人間がスムーズにやりとりできるようなためのインターフェイスの研究 (Human-Agent Interaction)¹³⁾、知識の精度をより高くするオントロジー工学、そして(3)については、計算機に学習させようとする機械学習¹⁴⁾、およびそれから派生したデータからの知識発見 (データマイニング)¹⁵⁾である。

この中で、1990年以降急速に発展したのが、機械学習およびその応用としてのデータマイニングであり、次々と新しい手法が提案・実用化されている。

まず、相関ルールを始めたとしたルール型知識の生成で、与えられたデータから、上記の

MYCINのルールような知識を取り出すもので、これは現在では、Amazon や Google をはじめとしてE-コマースの分野でのWeb インターフェイスに組み込まれており、各顧客の購入履歴・閲覧履歴から、顧客が購入する可能性の高い商品の候補を自動的に呈示するようになっている。また、これらの履歴から、よく似た購入パターンの顧客のデータから当該の顧客の嗜好を割り出して、宣伝を行う、というような形で実用化されている。次に、出現したのが、サポートベクターマシン¹⁶⁾が2000年代に入って登場、顔の認識等で高い認識率を上げて、そのスピードから、デジタルカメラや監視カメラ等の顔認識の部分で実装されるようになった。2010年代になって、深層学習 (Deep Learning)¹⁷⁾が登場、囲碁の世界チャンピオンを破ったこと¹⁸⁾は記憶に新しい。

コンピューター将棋が強くなったのも、実はエージェントの元となった分散協調型並列計算と機械学習を活用したことによる。特に、過去の棋譜を電子化し、その電子化されたデータから機械学習的手法によって、次の手の読みについての知識を獲得する方法の導入がブレークスルーとなった。囲碁については、これとは少し経緯が異なり、電子化された棋譜の解析において、画像処理の方法をふんだんに取り込むことで画像認識率を上げた深層学習の手法を取り入れることがブレークスルーとなった。これらは、将棋が駒の動き・指し手の順番が重要であるのに対し、囲碁がその碁面での位置関係の認識が重要であることによると考えられる。しかし、いずれにしても、過去の膨大な棋譜を電子化し、その膨大なデータによって、はじめてその棋力が実現できたことには注目すべきであろう。

6. 医療応用に向けて

前節での将棋・囲碁の部分で、棋力のアップに機械学習の手法が重要なインパクトを与えたことを述べたが、やはりキーとなるのは、電子化された情報基盤である。もし、蓄積された情報が実体の情報を反映しているとすれば、実体に関するような知識・パターンは抽出でき、抽出されたパターンを使って、思考過程を補強することが可能となる。結局のところ、Amazon等のサイトがやっていることも、膨大な顧客の購入履歴データから規則性を発見しているの、いわゆる膨大なデータの集積いわゆるビッグデータの利活用ということに尽きる。1980年代後半より、この利活用の研究が始まった機械学習の分野、30年近くを経て、計算資源の充実、電子化情報の増加によって、実世界の道具として活躍しはじめたと言える。医療という領域においても、電子化された情報が着実に増えつつあり、機械学習・データマイニングという手法が適用され、常識的なツールとなる日はそれほど遠くないと考えられる。

7. 病院情報システムの中のエキスパートシステム

一方で、エキスパートシステムというものはどうなったのであろうか？ 実は、ルールの推論形式はさまざまところで、システムに埋め込む形で使われている。例えば、健診等のシステムで、血液検査の異常値に対して、「…の疑いあり」というのが出てくるが、これは検査値の組み合わせから、ルールを使って、診断候補を推論していることになる。こういうプログラムが、検査機器からのデータをそのまま利用できれば、自動的に推論をすることができるようになる。つまり、検査結果が電子化されていれば、それをを用いた推論システムが実現できる。検査値だけではなく、症状の有無を数値化できていれば、それによるスコアでアセスメントを行うことができるが、これらもエキスパートシステムとみなすことができる。島根大学医学部附属病院では、検査所見・症状入力からルール型の推論を行うエキスパートシステムが開発できるようなプラットフォームを開発、病院情報システムを拡張している。プラットフォーム

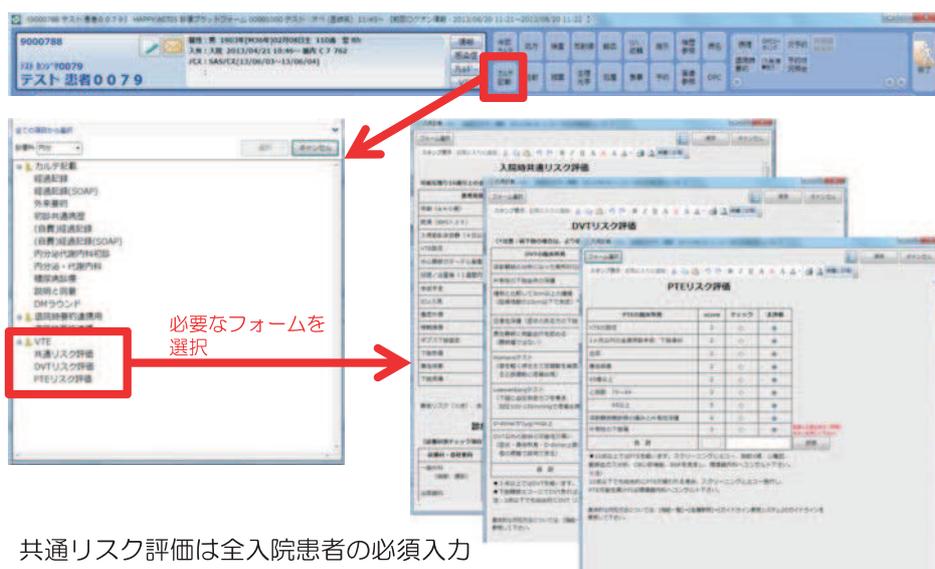


図1. VTEリスク評価

上でスコアを用いたアセスメント用のエキスパートシステムを3種類実装し、各診療科で使用している。

(a) VTE リスク評価

カルテに記載された症状およびリスク評価項目を入力することで、スコアが算出され、リスクの程度が評価される (図1, 2, 3, 4)。

(b) リウマチカルテ

膠原病内科からの依頼で作成した。CRP 他 の検査値を自動転記し、関節の症状について入力することで、DAS28・HAQ などを利用して患者の病状評価を算出する。算出したスコアから活動度を推測する (図5)。

(c) 高齢がん患者の総合的機能評価表

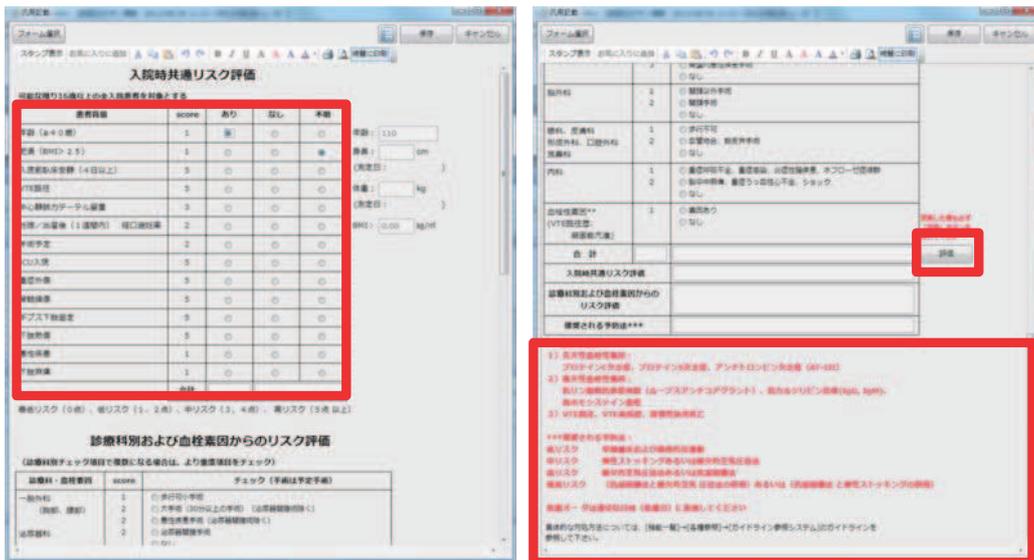


図2. 共通リスク評価

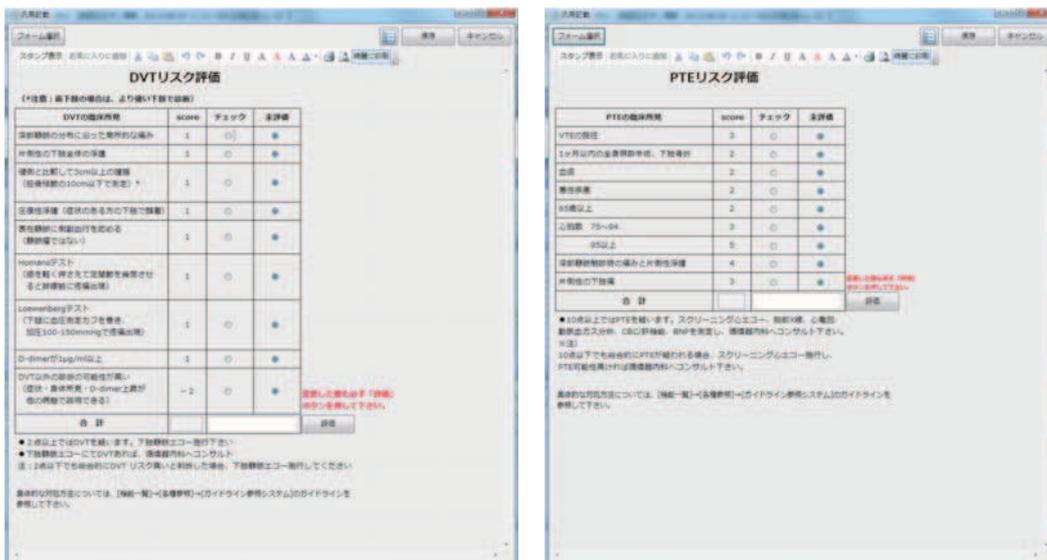


図3. DVT・PTEリスク評価

呼吸器・臨床腫瘍学の依頼で作成した。がん化学療法の実施が予定されている65歳以上の高齢者が対象として、問診を行い、高齢者の生活機能障害を総合的に評価。高齢がん患者の総合的機能評価表で入力された結果と、治療方針の決定および外科治療・化学療法・放射線療法による有害事象発現、治療効果、予後との関連を検討している¹⁹⁾

(図6)。

以上のような仕組みに加えて、時間推論的な項目を追加した以下のようなシステムも実装した。

(d) B型肝炎ウイルス再活性化予防システム

抗がん剤治療などの化学療法を受けると免疫力が低下し、B型肝炎ウイルスの「再活性化」のリスクが上がるということで日本肝臓学会によりガ

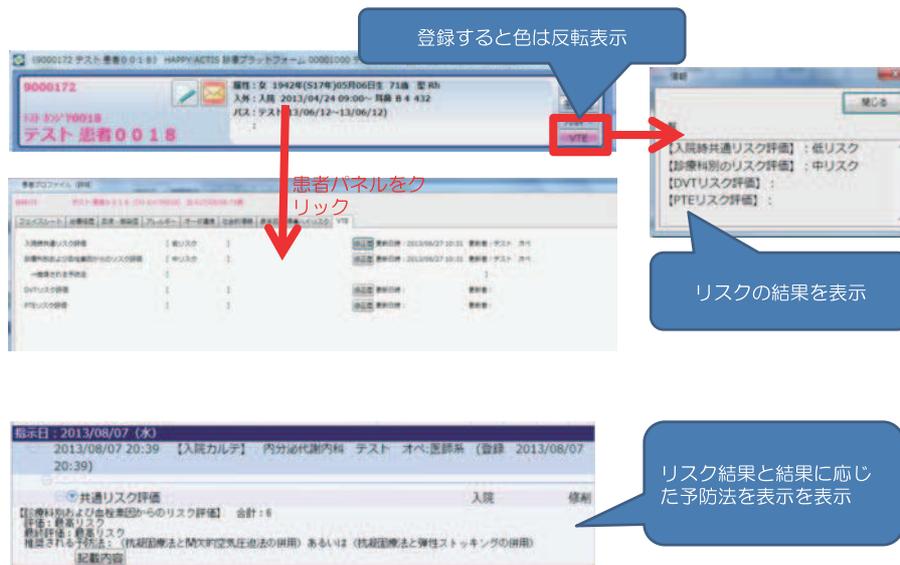
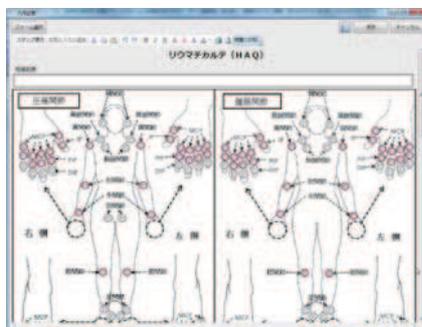


図4. VTEリスク評価参照

- ・ リウマチでは患者の方の病状を把握
- ・ DAS28・HAQなどを利用して患者の病状評価を算出。



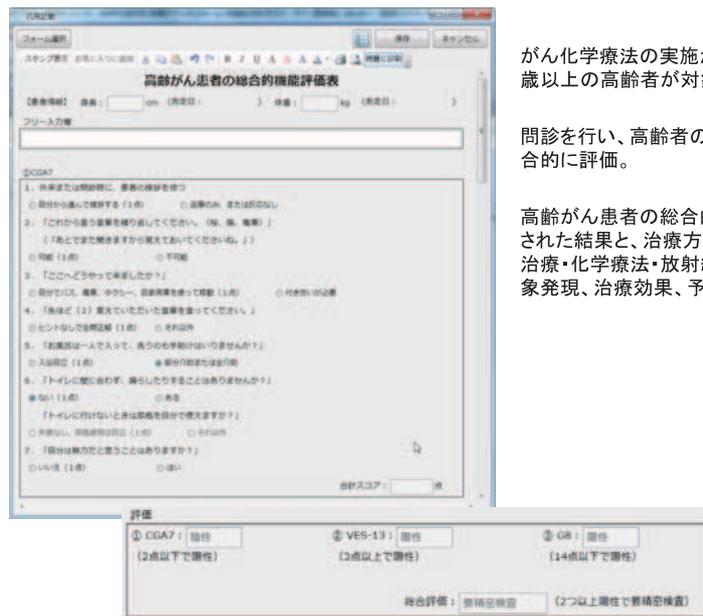
疾患活動性指標

検査値(CRP、ESR)
 圧痛または腫れのある関節数の入力

SDAI、CDAI、DAS28-ESR、DAS28-CRP、HAQ等の関節リウマチの疾患活動性の評価を算出。



図5. リウマチカルテ



がん化学療法の実施が予定されている65歳以上の高齢者が対象

問診を行い、高齢者の生活機能障害を総合的に評価。

高齢がん患者の総合的機能評価表で入力された結果と、治療方針の決定および外科治療・化学療法・放射線療法による有害事象発現、治療効果、予後との関連を検討。

図6. 高齢がん患者の総合的機能評価表

イドライン²⁰⁾が策定されており、このガイドラインに基づいて設けられたチェックシステムである。がん治療の投薬計画が電子カルテで登録されると、図7に示すようなルールを用いて、レジメン治療を行う患者の血液検査結果およびその歴（HBs-抗原, HBs-抗体, HBc-抗体, HBV DNA 定量）に基づいて再活性化の危険性があるケースを拾い出し、カルテの画面上に「警告」が表示される。検査結果がなければ、検査オーダの登録を促すメッセージが表示される。

8. おわりに

人工知能のこれまでの歴史を概観した後、エキスパートシステムという考え方が、その後の人工知能研究の流れを大きく決定したこと、また、すでにルール型推論システムは、医療のシステムにおいては人知れず実用化されていることを述べた。今後、電子化データが整備されることで、機械学習・データマイニングで研究・開発された手法が実用的なツールとして活躍する日は近いと感じ

チェック条件	種別	項目名	メッセージ内容
HBs-抗原が「陽性」の場合	警告	感染症	HBs-抗原が「陽性」です。HBV再活性化の危険性があります。肝臓内科に紹介ください。
HBs-抗原が「陰性」且つHBs-抗体が「陽性」且つHBV DNA定量が「2.1」以上	警告	感染症	HBV DNA定量が「2.1」以上です。肝臓内科に紹介ください。
HBs-抗原が「陰性」且つHBs-抗体が「陽性」且つHBV DNA定量が「2.1」未満	警告	感染症	HBV DNA定量が「2.1」未満です。DNA定量を定期的にチェックして下さい。
HBs-抗原が「陰性」且つHBc-抗体が「陽性」且つHBV DNA定量が「2.1」以上	警告	感染症	HBV DNA定量が「2.1」以上です。肝臓内科に紹介ください。
HBs-抗原が「陰性」且つHBc-抗体が「陽性」且つHBV DNA定量が「2.1」未満	警告	感染症	HBV DNA定量が「2.1」未満です。DNA定量を定期的にチェックして下さい。
HBc-抗体が「陽性」且つHBV DNA定量の検査結果がない場合			い。
HBs-抗原が「陰性」且つHBs-抗体が「陽性」且つHBV DNA定量の結果がない場合	警告	感染症	DNA定量を定期的にチェックして下さい。

図7. B型肝炎ウイルス再活性化予防システム

る²¹⁾。しかし、将棋・囲碁のように、人間の専門家を凌駕するかどうかは、一般の診療が、これらのゲームとは異なり、それぞれの診療科で推論の形式が異なり、ゴールが多種多様であることを考えると、それほど容易ではないと思われる。ただ、対象を絞ったそれぞれの専門的な医療に対象を絞

れば、これまでに電子的に蓄積されたデータおよび電子的なリソースを使って、専門的な医療支援をすることは比較的容易かもしれない。

謝辞

本稿を仕上げるにあたり、島根大学医学部医学

科医療情報学 平野章二氏，附属病院医療情報部 河村敏彦氏，附属病院医療サービス課 岩田春子氏，木村知広氏，東芝メディカルシステムズ 吉本則夫氏，田中陽一郎氏にお世話になった。ここに謝意を表したい。

参 照 文 献

- 1) 馬場口登, 山田誠二. 人工知能の基礎. (第2版) オーム社, 2015.
- 2) 人工知能学会. 人工知能学会大事典. 共立出版, 2017.
- 3) McCarthy, J., ほか. A PROPOSAL FOR THE DARTMOUTH SUMMER RESEARCH PROJECT ON ARTIFICIAL INTELLIGENCE. 1955.
- 4) McCarthy, J. RECURSIVE FUNCTIONS OF SYMBOLIC EXPRESSIONS AND THEIR COMPUTATION BY MACHINE (Part I). Communications of ACM, 1960.
- 5) 田中博, (編). パソコンエキスパートシステム —医療診断プログラミングの基礎と実例. 海文堂, 1987.
- 6) 電子計算機基礎技術開発推進委員会. 第五世代コンピュータ・プロジェクト. 1994.
- 7) 安部憲弘. Prolog プログラミング入門. 共立出版, 1985.
- 8) 柴山悦哉, 桜川貴司, 萩野達也. Prolog-KABA 入門. 岩波書店, 1986.
- 9) 松村泰志, ほか. 診断過程のシミュレーション, 頭痛・顔面痛診断支援システム: RHINOS. 医療情報学, 1987. ページ: 7 (2): 183-190.
- 10) 西田豊明, ほか. エージェント工学. オーム社, 2002.
- 11) 生天目章. マルチエージェントと複雑系. 森北出版, 1998.
- 12) 大内東, 川村秀憲, 山本雅人. マルチエージェントシステムの基礎と応用—複雑系工学の計算パラダイム. 出版地不明: コロナ社, 2002.
- 13) 大澤博隆. ヒューマンエージェントインタラクションから見る人工物・人工システムのエージェンシー. 日本ロボット学会誌, 2013. ページ: 31 (9) 868-873.
- 14) Bishop, C.M. パターン認識と機械学習 上・下. (訳) 元田浩 他. 丸善出版, 2012.
- 15) 元田浩, ほか. データマイニングの基礎. オーム社, 2006.
- 16) 竹内一郎, 烏山昌幸. サポートベクトルマシン. 講談社, 2015.
- 17) 麻生英樹 他. 深層学習 (Deep Learning). 近代科学社, 2015.
- 18) 斉藤康己. アルファ碁はなぜ人間に勝てたのか (ベスト新書). ベストセラーズ, 2016.
- 19) 藤江美文, ほか. 高齢がん患者の総合的機能評価実施体制構築におけるチーム医療の重要性について. 神戸市: 2016年7月. 第14回日本臨床腫瘍学会学術集会.
- 20) 日本肝臓学会編. 資料3_免疫抑制・化学療法により発症する B 型肝炎対策ガイドライン. 2017.
- 21) 栗原聡. 加速する人工知能技術と社会への影響. 大阪保険医雑誌 593: pp.22-26, 2016.
- 22) 中島秀之. 知識表現と Prolog/KR. 出版地不明: 産業図書, 1985.
- 23) Kimura, Michio, ほか. ANTICIPATOR: A Medical Expert System implemented by Prolog/KR.: Journal of Information Processing, 1984. 7: 149-156.
- 24) 木村道男, 清水喜八郎, 小山照夫. 抗生剤選択支援システム ANTICIPATOR の開発. 日本ME学会論文誌, 1983. 21: 356-357.