

ユーザ適応化機能を備えた 学習支援システム

松澤 文太郎 藤原 祥隆 岡田 信一郎

北見工業大学

第1種情報処理技術者試験のような幅広い内容をもつ分野を学習するには、得意科目を伸ばすより、苦手科目を克服する方が学習効果が高い。そこで筆者らは、汎用的な適応化が可能な「Causal Networkによる適応化機能を備えたプロダクションシステム（PS）」を提案した。本研究では、当PSを利用して第1種情報処理技術者試験を題材とした問題出題システムを構築し、数名の学生で試用して、その有用性の評価を行う。

Learning assistance system with a user adaptable function

Buntaro MATSUZAWA Yoshitaka FUJIWARA
Shinichiro OKADA

Kitami Institute of Technology

A wide range of learning items is included in such a field of study as the Class I Information Technology Engineer Examination covers. Therefore it is effective for the learning assistance system of this kind of field to concentrate its energy upon weaker items than stronger ones. This paper proposes a new production system with a user adaptable function(A-PS) based on this idea. It features a real-time estimation of a user profile by a Causal-network. This paper also presents some results of the performance evaluations of A-PS using an experimental learning assistance system for the Class I Information Technology Engineer Examination.

1 はじめに

第1種情報処理技術者試験のような幅広い内容をもつ分野を学習するには、得意科目を伸ばすより、苦手科目を克服の方が学習効果が高い。しかし、学習者によって、苦手な分野、その程度は異なる。このように、学習支援システム等のエキスパートシステムを構築するには、ユーザ適応化の機能が重要となる。そこで筆者らは、エキスパートシステムの構築に広く用いられているプロダクションシステム（PS）と、確率的推論技法である Causal Network（Bayesian Networkとも呼ばれる、以下 CN）[1]とを組合せ、汎用的な適応化が可能な「CNによる適応化機能を備えた PS」を提案し、木状の階層構造に限定された題材への適用における有用性の確認を行った [2][3]。本稿では、より一般的な構造の題材に適用できるように当 PS の Causal Network 部分の改良を行い、更にそのことによってどのような応用の可能性が広がるかを探ることにした。そこで、改良した PS を用い、第1種情報処理技術者試験・TOEIC を題材とする、ユーザの苦手な分野を優先して学習させる学習支援システムを構築した。

ここでの目的は、この学習支援システムによって効率の良い学習を実現することと、それによって、筆者らが提案した「CNによる適応化機能を備えた PS」がユーザ適応化機能を備えたエキスパートシステムの構築に有用であることを示すことである。

2 CNによる適応化機能を備えた PS の概要

2.1 システムの構成と特徴

エキスパートシステムの構築には、PS が広く用いられ、それはルールベース言語によって実装されることが多い。CN による適応化機能

を備えた PS は、ルールベース言語 OPS83 をもとにしてつくられた Java Production System（JPS）[4]と、確率的推論技法 Causal Network を使用している。

JPS は、Java 言語で使用できること以外は、ルールベース言語 OPS83 とほぼ同等の機能を備えている。Working Memory、ルールベース、推論エンジンで構成され（図1）、これらが協調してエキスパートシステムを実現する。

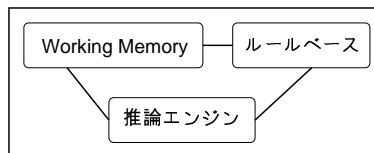


図 1: Java Production System の構成

CN による適応化機能を備えた PS は、JPS 中の推論エンジンが Causal Network による確率的推論結果を参照することで適応化機能を実現している（図2）。

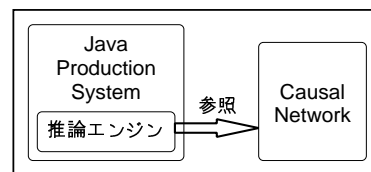


図 2: CN による適応化機能を備えた PS の構成

CN による適応化機能を備えた PS は JPS を使用しているため、ルールベース言語 OPS83 で実装可能な PS であれば構築可能である。また、JPS、Causal Network 共に汎用的なプログラミング言語である Java のみで実装されているため、様々なシステムとの連結が可能であることが特徴となっている。

2.2 Causal Network の概要

Causal Network とは、事象をノードとし、事象間の因果関係を表すエッジでそれらを結合して DAG (Directed Acyclic Graph: 有向非循環グラフ, 図 3 (左)) を構成し、ある事象についてわかった事実から他の事象の確率的状態がどのようにあるかを推論する確率的技法である。循環する有向グラフ (図 3 (右)) は対象としない。

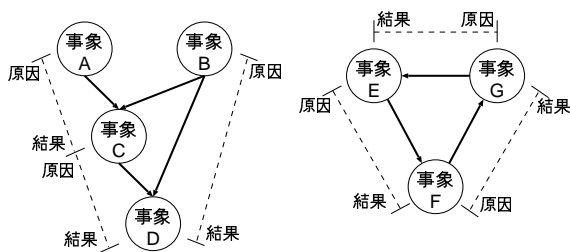


図 3: Causal Network が対象とする事象の構造 (左) と対象としない事象の構造 (右)

具体的な Causal Network の例を以下に示す。例えば図 4 のように、事象と、事象の因果関係を定義したとする。例えば図中 $P(o_1|w_1)$ は、風が吹いた時の桶屋が儲かる確率 (因果関係) を表す条件付確率である。そして、この状況にお

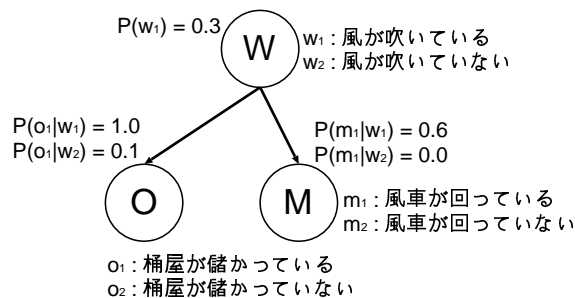


図 4: Causal Network の例

いて、「桶屋が儲かった」という事実だけわかったとする。その事実 ($P(o_1) = 1.0$) を Causal Network に入力すると、Causal Network は、与えられた条件付確率をもとに、風が吹いている

確率 ($P(w_1)$)、風車が回っている確率 ($P(m_1)$) 等を計算で求めることができる。計算手順は省略するが、この場合の計算結果は $P(w_1) = 0.81$, $P(m_1) = 0.48$ となる。

3 CN による適応化機能を備えた PS の適応化性能の評価

CN による適応化機能を備えた PS を用いて、第 1 種情報処理技術者試験午前問題を題材とし、苦手な分野を優先して学習させるという方針で動作する問題集 + 参考書型学習支援システムを構築した。この学習支援システムで数名の本学学生が実際に学習を行い、方針通り学習者の苦手分野を優先して学習できたか、学習効率は良いか等を調べ、CN による適応化機能を備えた PS がユーザ適応化に有用であるかどうかを評価する。

3.1 実験システムの Causal Network の構造

題材は大きな分野を表す Chapter, 小さな分野を表す Section, 1 つの問題を表す Question によってできている。そして、各 Question が 1 つの Section に属し、各 Section が 1 つの Chapter に属するという木構造を成している (図 5)。ただし、用意したすべての Question を用いると規模が大きすぎて被験者の負担となるため、Chapter 1, 5~9 に属する Section 及び Question は削除した。

図 5 の問題構成をもとに Causal Network を構築したものを図 6 に示す。改良した CN による適応化機能を備えた PS で扱えるようになった、DAG の Causal Network である。題材では Question は 1 つの Section にのみ属している。しかし、Question の中には属する Section 以外にも関連のある Chapter を持つものがあるため、Chapter-Question 間のエッジを追加した。

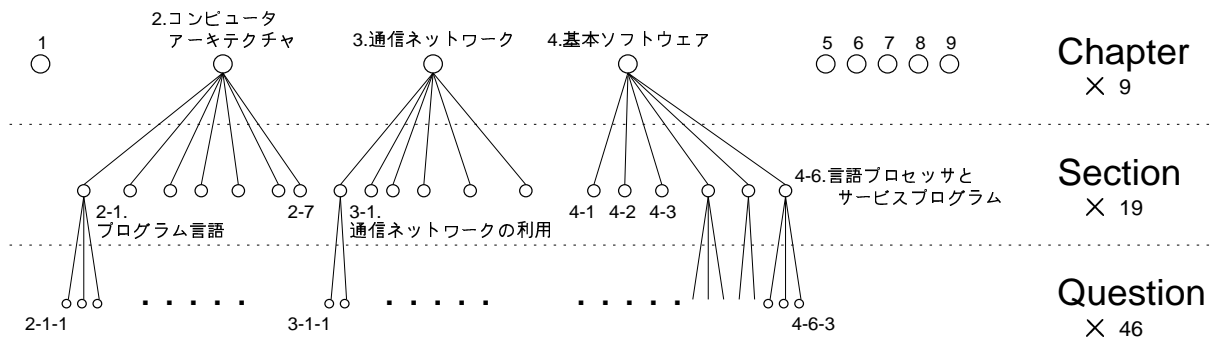


図 5: 評価実験で用いた題材（第 1 種情報処理技術者試験午前問題）の構造

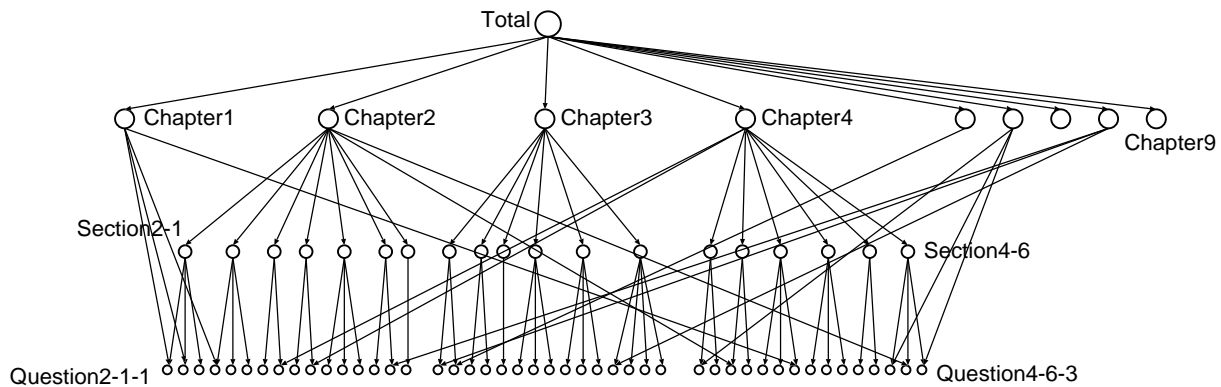


図 6: 評価実験で用いた Causal Network の構造

また, Causal Network を使用して, 全体としての理解の度合を表すことができると考えて Total ノードを追加した.

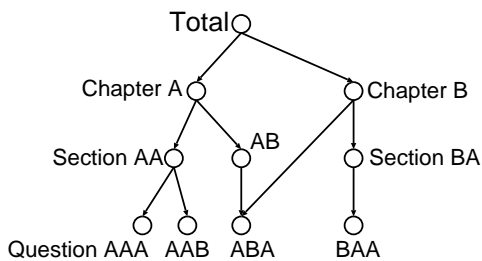


図 7: 評価実験で用いた Causal Network の各ノードの意味

各ノードの表す意味を図 6 をモデル化した図 7 で説明する. 各ノードは以下のような意味を持つ.

- Total ノードは題材全体の理解の度合を意味し, 理解している / 理解していないの 2 つの状態をもつ.
- Chapter ノードは理解の度合を意味し, 理解している / 理解していないの 2 つの状態をもつ. $P(\text{その Chapter を理解している} | \text{全体を理解している})$ という条件付確率によって Total ノードと結合している.
- Section ノードは理解の度合を意味し, 理解している / 理解していないの 2 つの状態をもつ. $P(\text{その Section を理解している} | \text{属する Chapter を理解している})$ という条件付確率によって Chapter ノードと結合している.
- Question ノードは問題に正解した / 不正解だったの 2 つの状態をもつ. $P(\text{その問$

題に正解する | 属する Section・Chapter を理解している) という条件付確率によって Section・Chapter ノードと結合している。

図7において、QuestionABAに正解したというデータが Causal Network に入力されたとする。すると Causal Network は QuestionABA と結合している SectionAB, ChapterB の理解している確率 / 理解していない確率を計算し、以降 ChapterA や、Total, SectionAA, SectionBA へと確率の計算が伝搬する。このようにして Causal Network は各 Chapter・Section の理解している確率を計算する。理解している確率の低い分野を苦手な分野として扱うことで、苦手な Chapter・Section を決定する。

なお、Causal Network 中の条件付確率は筆者ら人間エキスパートの判断で決定した。人間が決定した値であるから多少の誤差を含んでいる可能性はあるが、それによって推論結果が不適切なものになることはないことは既に確認している [3]。

3.2 実験手順

実験の流れは図5の構造に従い、図8のようになる。レベルテストというのは、始めにいく

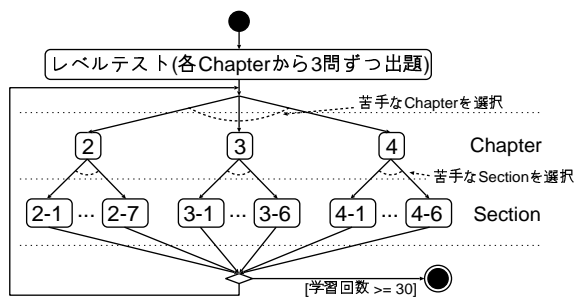


図8: 実験の流れ

つかの問題を被験者に解かせ、その結果（正解 / 不正解）から Causal Network に適切な初期

値を与えるために行うものである。その後は、JPSに次のルールを設定することで実現する。

[ルール1] 最も苦手な Chapter を選択する。

[ルール2] ルール1で選ばれた Chapter に属する Section 中から、最も苦手な Section を選択し、その Section に属する全ての Question を出題する。解答結果（正解 / 不正解）を Causal Network に入力する（すべての Chapter・Section の理解している確率が再計算される）。

学習支援システムは苦手な分野を常に優先するため、被験者は、苦手だ（理解していない）と診断された分野については繰り返し何度も学習し、理解していると診断された分野については一度も学習しない可能性がある。学習支援システムは、同じ Section の学習を何度も行うと簡単な解説を表示したり、個々の不正解だった Question についての詳細な解説を表示したりと、徐々に理解が深まるように動作する。こうすることで、苦手を徐々に克服できるようになっている。

上記の方法での評価実験を3名の本学学生を対象に行った。実験に要した時間は、それぞれ約90分であった。

3.3 実験結果

1人の被験者の、実験中の Causal Network によって推論された各 Chapter・Section の理解している確率の推移を図9,10に示す。図から、徐々に理解している確率は上昇していることがわかる。Causal Network による推論を信頼するならば、学習に効果があり、ユーザ適応化が行えたと言える。他の被験者も同様であった。

上記の結論は Causal Network の推論結果を信頼して出したものだが、その推論結果が適正であるということは示す必要がある。苦手な分野を決定するには、単純にはその分野の問題

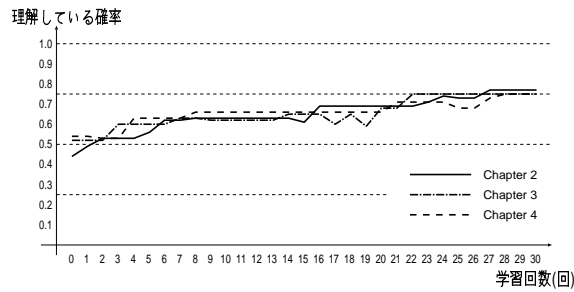


図 9: 被験者 C における各 Chapter の理解している確率の推移 (抜粋)

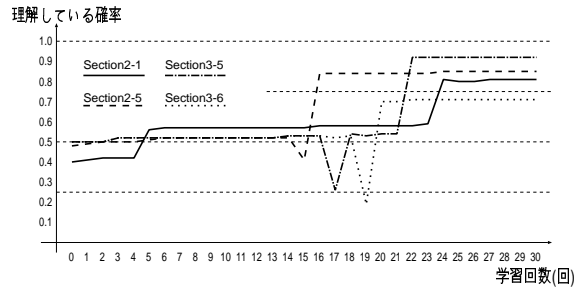


図 10: 被験者 C における各 Section の理解している確率の推移 (抜粋)

の正解率を尺度とする方法が考えられる。この方法は、個々の問題の難易度を考慮に入れられない、Chapter・Section間の理解している確率の相関を考慮に入れられない、一通り問題を解かないと正解率が求められない等の理由で、この学習支援システムで用いるには問題がある。しかし、Causal Networkによって確率的に正しい方法で推論したとしても、正解率 100%の分野が正解率 0%の分野より苦手であるという結果を出したとしたら、この推論方法は明らかに誤っていると言える。Causal Networkによる推論が適正であるなら、正解率という尺度によって苦手分野を決定した場合とは異なる分野を選択しても、大きくは異ならないはずである。よって、Causal Networkによって決定された苦手な Section と正解率の関係を調べた (図 11)。実験中には、正解率 0~100%の Section と、一度も属する Question を解いていないため正解率不明の Section があり、図 11 はそれら

の Section の分布と、学習した Section の正解率について示している。

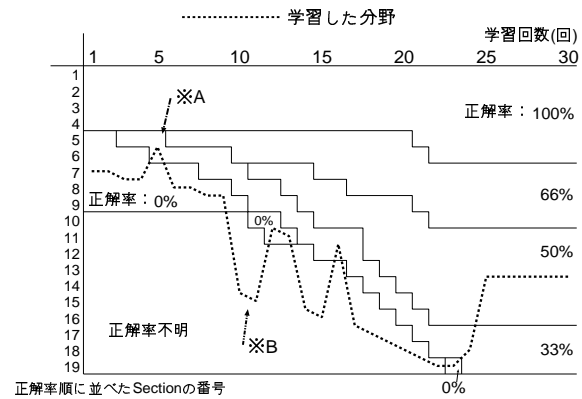


図 11: 被験者 B における、Causal Network によって決定された苦手な Section と正解率の関係

図に示されたように、ほとんどの場合、学習した (Causal Network によって苦手であると診断された) 分野は正解率も低い。学習回数 5 回目では、正解率 0%の Section ではなく、33%の Section を優先して学習させている (図の ※ A)。この Section は、この場合 Section 2-5 であるが、Section 2-5 が苦手と診断された理由は、Section 2-1~2-7 の解答結果から Chapter レベルでは Chapter 2 が苦手だと推論し、次に、Section レベルでは、1 問中 1 問正解した (正解率 100%) Section 2-1 とまだ 1 度も学習していない (正解率不明) Section 2-2~2-4, 2-7 と問題が難しいため 1 問中 0 問正解した (正解率 0%) Section 2-6 より、問題が簡単であるにも関わらず 3 問中 1 問しか正解しなかった (正解率 33%) Section 2-5 の方が苦手であると Causal Network が推論したからである。同様の理由で、正解率 0% (理解していないことがはっきりしている) の Section より正解率不明 (理解しているかどうか不明) の Section を優先しているところもある (図の ※ B)。他の被験者も同様であった。これらは、Causal Network の特徴が現れていて、筆者ら人間エキスパートから見ても妥当な推論であると言えるだろう。

結論として CN による適応化機能を備えた PS は、ユーザ適応化機能を備えていると言えるだろう。

4 Causal Network の計算時間の評価

Causal Network は、具体的なアルゴリズム ([1] を参照) は省略するが、内部で複雑な計算を行っており、計算量も多い。規模の小さい前述の実験では計算による遅延は全く感じられなかったが、より大きなシステムを構築したときにユーザをいらつかせるほど計算時間がかかるようでは実用的とは言えない。そこで、Causal Network はどのような構造、どのくらいの規模までなら実用に耐え得るかを、測定用プログラムを作成し測定した。

4.1 測定方法

Causal Network では、事象のネットワークの構築後に計算可能な状態にする準備時間（以下、初期化時間）と、入力に対して確率情報を再計算する時間（以下、再計算時間）が最も計算量が多い。そこで、以下の構造（図 12,13,14）の Causal Network を様々な規模で構築し、初期化時間と再計算時間を測定した。

Causal Network は DAG (Directed Acyclic Graph: 有向非循環グラフ) を対象とするが、構造が singly connected (ある 2 ノード間のパスが 1 通りしかないこと、以下 SC) であるという条件を満たした場合にのみ専用のアルゴリズムを用いることで高速化することができる。よって、singly connected である平衡二分木の Causal Network では DAG アルゴリズム・SC アルゴリズムの両方で時間の計測をした。

なお、測定環境は、CPU が Pentium III 750MHz, Java Virtual Machine のヒープメモリが 461MB である。

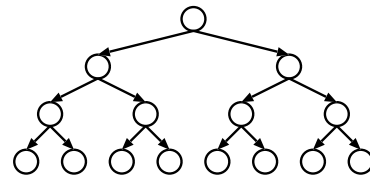


図 12: 平衡二分木

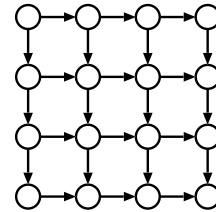


図 13: 格子型グラフ

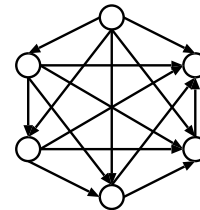


図 14: 完全グラフ (有向非循環)

4.2 測定結果

各構造における計算時間の測定結果は以下のようになった（表 1, 2, 3, 4）。より時間のかかった初期化時間で評価する。ノード数を n とおくと初期化時間の近似式はおおよそ次のようになる。

SC アルゴリズムを用いた平衡二分木

$$n/200 \text{ ミリ秒}$$

DAG アルゴリズムを用いた平衡二分木

$$4^{\log_2 n} / 63 \text{ ミリ秒}$$

DAG アルゴリズムを用いた格子型グラフ

$$2.3\sqrt{n+1} \text{ ミリ秒}$$

DAG アルゴリズムを用いた完全グラフ

$$2.2^n / 31 \text{ ミリ秒}$$

ノード数	初期化時間	再計算時間
255	8 ミリ秒	14 ミリ秒
1023	29 ミリ秒	45 ミリ秒
4095	44 ミリ秒	68 ミリ秒

表 1: SC アルゴリズムでの平衡 2 分木の計算時間 (抜粋)

ノード数	初期化時間	再計算時間
255	1351 ミリ秒	41 ミリ秒
1023	16675 ミリ秒	148 ミリ秒
4095	262184 ミリ秒	499 ミリ秒

表 2: DAG アルゴリズムでの平衡 2 分木の計算時間 (抜粋)

ノード数	初期化時間	再計算時間
64	1701 ミリ秒	972 ミリ秒
100	9180 ミリ秒	6058 ミリ秒
144	48381 ミリ秒	27354 ミリ秒

表 3: 格子型グラフの計算時間 (抜粋)

ノード数	初期化時間	再計算時間
13	1062 ミリ秒	165 ミリ秒
15	4680 ミリ秒	747 ミリ秒
17	22321 ミリ秒	3422 ミリ秒

表 4: 完全グラフ (有向非循環) の計算時間 (抜粋)

この測定結果から, DAG アルゴリズムは指数時間アルゴリズムであり, 規模の大きい Causal Network で用いるとなると実用的とは言えないくらい時間がかかることがわかる. それに比べて, SC アルゴリズムは多項式時間アルゴリズムであり, かなり高速である.

DAG の Causal Network の高速化については, 様々な研究が行われているが, 第 1 種情報処理技術者試験のような Chapter・Section・Question と階層的な構造にできるものを題材とする学習支援システムという応用で考えるならば, CN による適応化機能を備えた PS は, 多少の誤差が生ずるが singly connected に近似したものをを用いることが実用的と言えるだろう.

5 むすび

実験の結果等より, CN による適応化機能を備えた PS はユーザ適応化機能を備えたエキスパートシステムの構築に有用であることを確認した.

第 1 種情報処理技術者試験の学習支援システムと同様に, TOEIC 用学習支援システムの構築も行っている. これは第 1 種情報処理技術者試験のように singly connected に近似できる構造をしていないため, 適応化性能を損なわずに Causal Network の計算時間をどのように短縮するかを考察中である. また, 人間エキスパートが行っていた Causal Network の構造と条件付確率の決定の自動化をすることにより, より簡単にユーザ適応化機能を備えたエキスパートシステムを構築できるようにする予定である.

参考文献

- [1] Richard E. Neapolitan : “PROBABILISTIC REASONING IN EXPERT SYSTEMS (THEORY AND ALGORITHMS),” JOHN WILEY & SONS, INC. 1990.
- [2] 藤原祥隆, 岡田信一郎, 高倉伸樹, 松澤文太郎 : “遠隔学習支援のためのユーザ適応化機能を備えた分散型知識ベース実行方式,” 情報処理学会論文誌, Vol.42, No.6, 2001.
- [3] 松澤文太郎, 藤原祥隆, 岡田信一郎 : “Causal Network による適応化機能を備えたプロダクションシステムの評価,” 情報処理北海道シンポジウム, 2001.
- [4] 岡田信一郎, 遠野浩介, 藤原祥隆 : “Java 言語を用いたプラットフォーム独立なプロダクションシステムの開発,” 電気関係学会北海道支部連合大会, 1998.