

ただし、結論が同一の述語記号を持つホーン節はまとめて一つの単位とする。例えば、例1のルール1&2をまとめた単位を図3の様に簡単に記述する。

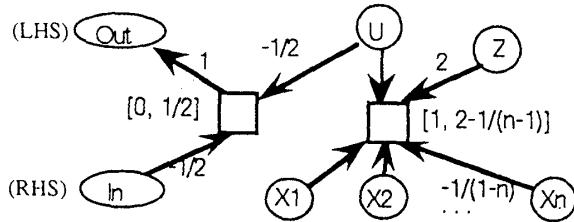


Fig.2. Instanciation switch

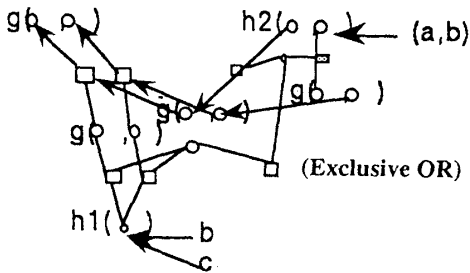


Fig.3. Equivalent bubble sub-network of each rule

4.短期記憶と長期記憶からなるダイナミックなネットワーク化バブル伝播法

実際には単位の組み合わせ方がボトルネックとなっている。前件と結論に同じ述語記号を有する再入的 (reentrant) な知識を単位の周期構造で表すと、知識ベースでは記述が短いルールも膨大なネットワークとなる。これを避けるために記憶の階層性の定式化、即ち長期記憶と短期記憶の連動が有効である。

長期記憶における各ホーン節の独立

長期記憶として蓄えられた知識ベースから、推論中に必要な単位のみ取り出して連結する。バブル伝播ネットワークの単位間の連結は容易であるので、推論に使用するネットワークが不必要に大きくなるのを防ぐ効果がある。

短期記憶の生成

長期記憶から取りだして結合したネットワークを短期記憶と呼ぶ。短期記憶はNBPが推論に失敗すると、その途中結果から必要と思われる新しい単位を長期記憶から受取る。従ってネットワークは一様に拡大するので、推論に後戻りの要素はない上にはほぼ必要最小限の大きさにおさえられる。この様に推論において重視する部分を動的に変化させる手法としては^[4]などがあるが、メモリ縮小、計算速度向上の観

点からは短期記憶の情報からネットワーク拡大の効率を最適化する本稿の考え方が有効となる。

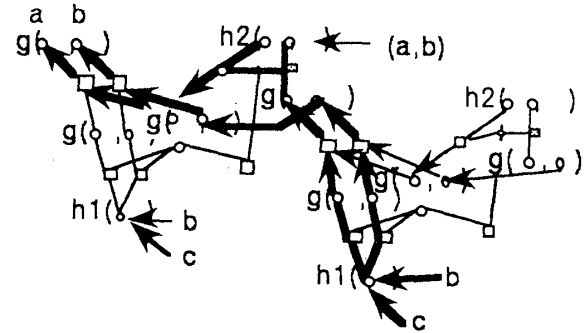


Fig.4. Extended network for Example 1.

現時点では、再帰構造を含む比較的小規模の述語論理知識ベースを対象とした実験を行っており、ここに述べた短期記憶の拡大により効率よく推論が行えるという結果を得ている。簡単な例として、例1の問題は図3だけでは推論に失敗し、図4のネットワークに拡大してはじめて解“h1(b)&h2(a,b)”を得る(太線部が推論の根拠)。ここで、ルール3にあたる単位は短期記憶が不必要と見なすので付加されず、推論の根拠を含む最小限のネットワークを生成している。

5.結論

ネットワーク化バブル伝播法を述語論理に適用する際、ネットワークが不必要に膨張しないために記憶の階層性に着目した手法を提案した。固定された知識ベースに内在する多様な意味を効率よく抽出する立場の知識リフォーメーションといえよう。

<参考文献>

- [1]Ohsawa, Y., Ishizuka, M. : NBP-Method as a Polynomial-time Hypothetical Reasoning for Computing Quasi-optimal solution, IEEE- TAI'93, pp.184-187
- [2]Balas, E. & Martin, C. : Pivot and Compliment -- A Heuristic for 0-1 Programming, Management Science, 26, pp.86-96 (1980)
- [3]大沢幸生, 石塚 満: 述語論理に適用できるネットワーク化バブル伝播法による多項式時間仮説推論の達成, JSAI'93 pp.83-86 (1993)
- [4]Hasida, K. : Dynamics of Symbol Systems - An Integral Architecture of Cognition -, Proc. Int'l Conf. on FGCS, 2, pp.1141-1148 (1992)