プロダクション規則と局所評価関数にもとづく計算モデル *CCM* による問題解決法の特徴[*]

(3 訂版)

金田　泰[**]

新情報処理開発機構 (RWCP)　つくば研究センタ

制約充足や最適化などの問題解決は解の探索としてとらえられる．人工知能やオペレーションズ・リサーチなどにおける従来の解探索法においては，バックトラックをつかって木構造の探索空間を網羅的・系統的に探索することが基本となっている．著者は分散・並列的に作用するプロダクション規則と局所評価関数にもとづく計算モデル CCM (化学的キャスティング・モデル) を提案しているが，CCM による解探索は，評価関数によってバイアスをかけながら探索空間上を酔歩 (random walk) することだとみなせる．この方法の特徴は，木ではなく強連結なグラフ上を探索すること，可逆で対称性がある規則を使用すること，規則がふくむ触媒なるものを加減したり規則を合成したりすることによってバイアスのつよさや規則の局所度がかえられることなどである．

Features of Problem-Solving Method using Computation Model *CCM*, based on Production Rules and Local Evaluation Functions[†]

(Third Revised version)

Yasusi Kanada[**]

Tsukuba Research Center, Real-World Computing Partnership

Problem-solving, such as constraint satisfaction or optimization, can be viewed as solution search. Conventional solution search methods in Artificial Intelligence and Operations Research are based on exhaustive and systematic search on tree-structured search space using backtrack. The author proposed a computation model called CCM (Chemical Casting Model), which is based on production rules and local evaluation functions that work in a decentralized and parallel manner, in recent papers. Solution search using CCM can be regarded as random walk on search space, biased by evaluation functions. Several features of this method are that it searches on strongly-connected graphs, that reversible and symmetric rules are used, and that the strength of bias and the locality of rules can be changed by adding or removing so-called *catalysts* in rules or by composing rules.

---

[*] この研究の一部は著者が日立製作所中央研究所においておこなったものである．

[**] E-mail: kanada@trc.rwcp.or.jp

[†] Part of this research was done at Central Research Laboratory, Hitachi Ltd.

1. はじめに

人間は個人的生活や社会的生活のさまざまな場面でさまざまな問題解決の必要にせまられる．仕事のうえでは現在でもコンピュータがそのための道具としてつかわれることがおおいが，コンピュータがより知的で便利になれば，仕事上でもよりひろい場面でコンピュータの利用が可能になるだろうし，個人的な問題解決もコンピュータをつかうことによってよりよい問題解決が可能になるとかんがえられる．

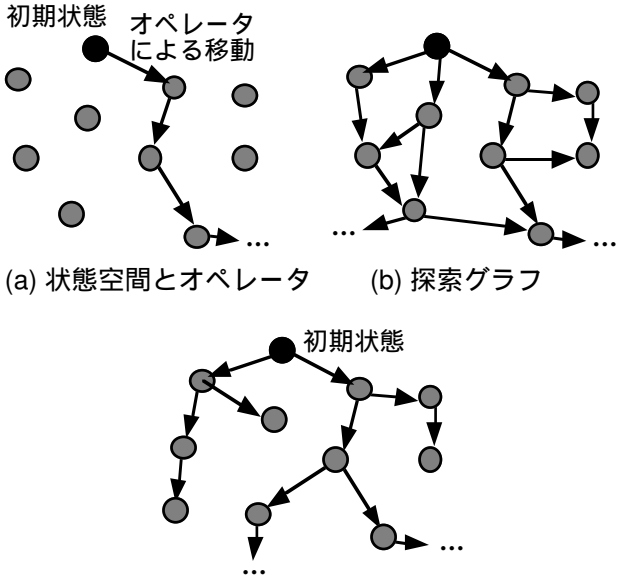
このようなコンピュータをつかった (あるいはコンピュータによる) 問題解決は，しばしば解の探索というかたちでとらえられる．そこで，この報告ではコンピュータをつかった従来の解探索法の問題点を分析し，それにかわるべき，ミクロ・レベルの並列性や競合・協調的な性質をもつひとつの探索法をしめす．

この方法は，金田 [Kan 92a] が提案している，環境に対してひらかれていて仕様も明確でない現実世界の問題をとくための自己組織的計算を実現するための計算モデル CCM (Chemical Casting Model, 化学的キャスティング・モデル) によって実現される[注1]．CCM はプロダクション・システムにもとづくモデルである．しかし，エキスパート・システムなどの構築につかわれる従来のプロダクション・システムとはちがって，局所秩序度とよばれる一種の評価関数と非決定性 (確率的制御) がとりいれられている．従来の計算モデルにおいては，完全な情報すなわち完全なプログラムとデータとがあたえられなければうまく計算がおこなえなかった．これに対してこの研究では，部分的かつ局所的な情報あるいはあいまい (確率的) な情報にもとづく自己組織的な計算を可能にすることをめざしている．

この報告における解探索法は，不完全な情報によって，とくに探索順序を制御するための情報をあたえずに解をみつけることをめざしている．第 2 章では従来の解探索法の問題点についてのべ，第 3 章ではCCM による解探索法とその適用例について説明し，第 4 章で CCM の特徴をしめす．第 5 章ではおもに他の非従来的な解探索法との比較をおこなう．

2. 従来の解探索法の問題点

解探索としての問題解決は，つぎのようなわくぐみでとらえることができる．解探索は初期状態すなわち解決すべき問題が表現された状態からはじまって，さまざまな中間的な状態をへたのち，目的状態すなわち解に到達したところで終了する．このような探索過程で経由しうる状態の集合を状態空間とよぶ (図 1 (a) 参照)．探索過程におけるある状態 s からオペレータ o を適用することによってつぎの状態 s' に移動する．すなわち，$o(s) = s'$ である．



(a) 状態空間とオペレータ　　(b) 探索グラフ

(c) 探索木 (探索グラフの特殊形)

図 1　解探索としての問題解決のわくぐみ

もっとも，このような状態遷移モデルによって解探索をとらえることは，あらかじめ状態の集合を定義することができない開放系の問題や，探索を逐次的な状態遷移としてあらわすことができない分散協調的な探索のばあいにはかならずしも適切ではないであろう．しかし，上記のわくぐみにかわる適当なわくぐみがないとかんがえられるので，ここではこのわくぐみにしたがって，はなしをすすめることにする[注2]．

状態空間の各点のなかで，オペレータによって移動可能なものどうしを有向辺でむすぶとグラフができる .このグラフを探索グラフとよぶことにする (図 1 (b) 参照)．従来の人工知能やオペレーションズ・リサーチなどにおける解探索法のおおくにおいては，探索グラフとして木を使用している[注3]．したがって

[注1] このモデルを金田 [Kan 92a] は「化学的プログラミング・モデル」とよんでいた．

[注2] 状態遷移モデルをつかうもうひとつの理由は，計算や探索を動力学システムとしてとらえて，サイバネティクスのようなシステム理論を適用することをこの研究のひとつの目標としていることである [Kan 92b]．

[注3] 従来の解探索においては，上記のような状態遷移のわくぐみではなく，問題の分割をくりかえすことにより解に到達するというわくぐみがつかわれることがおおい．しかし，その解探索は同時に状態遷移によってもとらえられることがおおい．

それは探索木とよばれている (図 1 (c) 参照)[注4]．それらの方法では，バックトラックをつかった探索木の系統的，網羅的な探索が基本となっている．

ここで，従来の解探索法に関する 3 つの問題点についてかんがえる．第 1 は，探索グラフとして木をつかうことによって生じる問題点についてである．

もし任意の構造の探索グラフをゆるすとすると，ことなる辺をたどることによって同一の状態に達することもあり (すなわち図 1 (b) のように DAG (directed acyclic graph) であったり)，状態をたどっていくことによってもとの状態にもどったり (すなわちループが存在したり) するであろう．ところが，このような構造があると，系統的・網羅的探索のためにはつごうがわるい．なぜなら，同一の点を 2 回以上訪問するのはむだだし，探索グラフにループがあると探索がループにおちいるからである．このような問題をさけるためには木は非常につごうがよい．従来の解探索法において木をつかっている理由はここにある．

しかし，木構造はもちろん探索空間を組織するための唯一の方法ではない．むしろ，すなおにオペレータを定義すると，それによってできる探索グラフは木構造にはならないとかんがえられる．探索木は，このような探索グラフから辺をけずることによって，いわばむりやりつくっているとかんがえられる．したがってそれはおおくのばあい自然だとはかんがえられず，また辺をけずったことによって柔軟性をうしなっているとかんがえられる．

第 2 は網羅的探索の問題点についてである．オペレーションズ・リサーチなどにおいて，離散最適化のために網羅的探索法である分枝限定法 (branch and bound method) がはばひろくつかわれている．たとえば，整数計画法やそれに定式化される巡回セールスマン問題などの最適解をもとめるには，分枝限定法 ([Kon 82] など) がもちいられる．しかし，問題の規模がおおきるなると計算量がおおきくなりすぎるため，分枝限定法では問題をとくことができない．上記のような NP 困難な問題をとくには，最悪のばあい問題規模の指数倍に比例する時間がかかる．したがって，大規模問題においては最適解をもとめることをあきらめて，非網羅的なヒューリスティック探索にたよるしかない．このような状況のもとでは，網羅的探索を基本とする解探索法が最善の方法であるとはかぎらないであろう．

第 3 は系統的探索の問題点についてである．系統的探索をおこなうためには，探索順序を指定することが必要である．手続き型言語のかわりにバックトラック機能をそなえた Prolog や制約論理型言語などをつかえばユーザが探索順序を手順として記述する必要はないが，探索順序が固定化されて効率的な探索ができないという問題が生じる可能性がある．また，系統的木探索に必要な大域的なバックトラックは高価である．すなわち，計算の状態をもどすための手間はちいさくない．また，とくに幅優先探索をおこなうときにはおおきな記憶容量を必要とする．しかも，ユーザが探索手順が記述することによってコンピュータ側の自由がうばわれるという面もあるとかんがえられる．すなわち，本来ならば並列探索が可能なのにそれが困難になったり，探索順序に関して適応的・自己組織的な探索が可能なのにそれができなくなったり，という問題があるとかんがえられる[注5]．

3. CCM による解探索

この章では，まず前章で指摘した問題を解決した解探索法の概要についてのべ，つぎにそれを実現するために使用する計算モデル CCM についてかんたんに説明する．そして，CCM による解探索の例としてグラフの彩色問題をとりあげる．なお，金田ら [Kan 92a, 93a, 93b, 93c] においては N クウィーン問題と巡回セールスマン問題とを CCM によって記述している．

3.1 CCM による解探索法の概要

前章において指摘した問題点は，もともと従来の解探索法においては人間が探索を支配あるいはつよく制御しようとしすぎていることから生じているようにおもわれる．手続き型言語によって解探索アルゴリズムが記述されるばあいには，探索手順は完全にプログラマの掌中にある．制約論理型言語がつかわれるばあいにも，システムによって完全な手順があたえられるが，プログラマはそのために必要な全体的な計画すなわち完全な仕様を記述しなければならない．ここで提案する解探索法においては，このようなかんがえかたはとらない．

この方法においては，解探索のプロセスは探索グラフ上の酔歩 (random walk) を基本とする．したがって，もはや網羅的・系統的探索はめざさない．酔歩のためのオペレータは，ユーザによって記述され

[注4] 人工知能の教科書などをみると，探索木ではなく問題の分解もかんがえた and-orグラフのばあいには「グラフ」とよばれているが，例題の図をみると，やはりたいてい木がかいてある．

[注5] この問題については金田 [Kan 92b]がよりくわしく説明している．

たプロダクション規則によって実現される．したがって，解探索のためのシステムは一種のプロダクション・システムである[注6]．プロダクション規則は，通常のプロダクション・システムと同様に，ひとつの計算状態のなかにふくまれるデータのうちの一部だけを参照する．すなわち，プロダクション規則によるデータ参照は局所的である[注7]．したがって，探索グラフの隣接点をくらべると，通常はわずかな情報だけが変化している．すなわち，この方法は基本的には近傍探索である[注8]．

しかし，このように酔歩を基本とするとはいっても，まったくランダムに探索グラフを歩行するだけでは，解にたどりつくのに天文学的な時間がかかってしまう．そこで，ある状態で適用可能なオペレータを選択するときに，より有望とかんがえられるオペレータへのバイアスをかけることにする．このバイアスは，そのオペレータによってかきかえられるデータを参照することによってきめられる．すなわち，あらかじめ記述された各要素データまたは要素データ間の評価関数によってバイアスがきめられる．バイアスの決定は局所的である．すなわち，適用すべきオペレータによってかきかえられるデータだけがそれに関与する．また，バイアスの決定は評価関数によっているから，非手続き的 (非順序制御的) である．局所的・非手続き的な情報によって解への到達をはやめようとしているということは，一種の創発性 (emergence) [For 91] に期待しているということができるであろう．

つぎにこの解探索法がどのように前記の問題点を解決しているかを説明する．第 1 に木構造から生じる問題点に関していえば，この探索法においてはもはや探索グラフが木構造であることは要求されないから，それは問題にならない．なぜ木構造が要求されないかというと，まず，酔歩を基本としているため探索グラフにループが存在してもそれが問題になることはないからである．すなわち，ランダムさのためにリミット・サイクルは生じない[注9]．また，もはや網羅的・系統的探索をめざしていないので，ひとつの状態への複数のパスがあることは問題にならないからである．複数のパスが問題にならないゆえに，探索グラフを木構造にととのえるための人為的なしかけはもはや必要とされない．

第 2 に網羅的探索の問題点についていえば，すでにくりかえしたようにこの解探索法では網羅的探索をめざしていないので，この問題点も消滅している．そのかわり，もはや問題の全制約を充足する解がかならずもとめられるとはかぎらないし，つねに最適解がもとめられることも期待できない．有向グラフ上の酔歩を基本としているから，計算が有限時間で停止する保証もえられないであろう．しかし，逆にもともとすべての制約をみたすことが不可能な問題でもあつかえる可能性があるし，準最適解が木探索よりも高速にもとめられる可能性もある．

第 3 に系統的探索の問題点についていえば，この探索法では系統的探索をおこなわないから，この問題点も消滅している．この探索法では系統的探索をおこなわないゆえに大域的なバックトラックもしない[注10]．基本的に過去の状態を記憶する必要がないため，そのために膨大な記憶容量が必要とされることはない．探索順序は基本的にランダムにきめられるので，ユーザはそれを指定する必要がなく，コンピュータ側では酔歩を基本にしながらもそれを部分的に制御することができる．したがって，並列探索や適応的・自己組織的な探索が実現しやすいであろう．ただし，ユーザが制御をのぞむときにはそれが可能であるようにするため，探索戦略の指定は可能であるべきだろう．

3.2 CCM の概要

この節では，前節でしめした解探索法を実現するために使用する化学的キャスティング・モデル (CCM) について，かんたんに説明する．CCM は化学反応系とのアナロジにもとづく計算モデルである [Kan 92a]．

まず，CCM の構成要素についてかんたんに説明する．CCM はプロダクション・システムにもとづくモデルである．通常のプロダクション・システムと同様に，CCM が作用するデータのあつまりは作業記憶とよばれる．そして，プロダクション・システムにおける規則ベースすなわちプログラムに相当

[注6] ただし，ここでもエキスパート・システムの構築などにつかわれる従来のプロダクション・システムとはちがって，規則のなかで制御のためのデータを参照して発火の順序を制御することは基本的にはしない．

[注7] ここで “局所的” ということばは，すくない個数のデータを参照するということを意味している．以後もこの意味でこの用語を使用する．

[注8] ただし当然のことながら，より複雑なプロダクション規則を定義することによって，近傍を拡大することができる．

[注9] もっとも，まずい疑似乱数をつかったりすればリミット・サイクルが生じうる．

[注10] ただし，CCM においても局所的なバックトラックはおこる．すなわち，実装法にもよるが，プロダクション規則の右辺における評価関数値をしらべたのちにその規則を適用しないことにすれば，右辺の状態から左辺の状態への局所的なバックトラックが必要になりうる．

するものをキャスタとよぶ．CCM は不完全な計画にもとづく計算のためのモデルなので，完全な計画を意味するプログラムということばのかわりにキャスタということばを使用する．

作業記憶にふくまれるべきオブジェクトあるいはデータとしては，つぎのようなものがある (図 2 参照)．原子はデータの単位であり，内部状態をもつ．原子にはデータ型があり，それを元素ともよぶ．原子どうしをリンクによって結合することができ，結合された全体を分子とよぶ．リンクは有向でも無向 (あるいは双方向) でもよい．作業記憶にふくまれるすべての原子とリンクとによって，計算の状態がさだめられる．

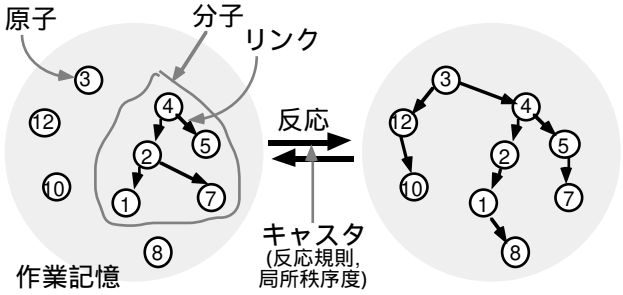


図 2　化学的キャスティング・モデルの構成要素

キャスタは反応規則と局所秩序度とで構成される．反応規則は前向き推論によるプロダクション規則として記述される．解探索においては，反応規則によって酔歩のためのオペレータが定義される．反応規則はつぎのようなかたちをしている :

$$\mathrm{LHS} \rightarrow \mathrm{RHS}.$$

局所秩序度は一種の評価関数である．解探索においては，これによって酔歩にバイアスがかけられる．局所秩序度は，各元素または元素対について，自己秩序度 $o(e)$ または相互秩序度 $o(e1, e2)$ のいずれかのかたちで定義される．前者は定義対象の元素に属する 1 個の原子 e に対して定義され，後者は 1 種類または 2 種類の元素に属する 2 個の原子からなる対 $<e1, e2>$ に対して定義される．後述の彩色問題のキャスタは相互秩序度を使用しているが，以下の説明においては，かんたんのため自己秩序度だけをかんがえる．自己秩序度は規則の適用時に原子ごとに計算されるが，その値は当該原子の内部状態だけでなく，そこからでるリンクがつながったさきの原子の状態にも依存しうる．

反応はつぎの 2 つの条件をみたすときにおこる．反応規則の左辺 LHS および右辺 RHS には原子とマッチする 1 個または複数個のパタンがあらわれるが，第 1 の条件は左辺にあらわれるすべてのパタンのそれぞれにマッチする原子が存在することである．反応がおこるとこれらの原子は消滅して，そのかわりに右辺にあらわれる原子が生成される．ただし，左辺と右辺とに対応する原子があらわれるばあいは，その原子は生成・消滅するかわりにかきかえられる．このような規則とそれにあらわれる (左辺および右辺の) パタンにマッチするすべての原子との組をインスタンスとよぶ．解探索においては，インスタンスがオペレータとしてはたらく．

ひとつのインスタンスがふくむ原子のうち，反応前に存在するものすなわち左辺にあらわれるものの局所秩序度の総和を “反応前のインスタンス秩序度”，反応後に存在するものすなわち右辺にあらわれるものの局所秩序度の総和を “反応後のインスタンス秩序度” とよぶ．反応後のインスタンス秩序度をあらかじめ計算したものが反応前のインスタンス秩序度よりおおきいとき，すなわち反応によって局所秩序度の和が増加する時だけ反応がおこるというのが第 2 の条件である．そして，いずれかのインスタンスについて上記の 2 条件がみたされているかぎり，反応はくりかえしおこる．これらの条件をみたすインスタンスが存在しなくなると実行は中断される．

ただし，一般には上記の 2 つの条件をみたすインスタンスは複数個存在する．条件をみたすインスタンスが複数個生成される原因としては，1 個の規則の条件部をみたす原子の組が複数個存在するばあいと，複数の規則についてその条件部をみたす原子の組が存在するばあいとがある．いずれのばあいでも，これらのインスタンスのうちのいずれがどのような順序で，あるいは並列に反応するかは非決定的である．したがって，解探索においてオペレータはランダムに選択される．また，選択されたオペレータが適用されるかどうかは前記の第 2 の条件によって決定的にきめられるから，ここではバイアスは，適用をとめるかどうかという 2 値的なかたちでかけられる[注11]．

反応の順序は基本的にはランダムにきめられるが，それをある程度はユーザが制御することができないと，のぞんだ計算を実現できないばあいがある．ユーザはスケジュリング戦略 [Kan 92a] というものを指定することによってインスタンスの選択順序を制御し，反応の順序を部分的に制御することができる．スケジュリング戦略は，従来のプロダクション・システムにおける競合解消戦略に対応するものである．

[注11] これに対して，CCM を拡張することによって連続的なバイアスをかけることも可能である．それは，たとえばシミュレーテッド・アニーリングによって実現される [Kan 93d]．

3.3 例題： 彩色問題

この節では，例題として金田 [Kan 92b] がとりあげたグラフ彩色問題を再度とりあげる．まず問題を説明する．グラフ彩色問題は，グラフの頂点をあらかじめきめられた数の色たとえば 4 色にぬりわけるという問題である．ただし，ここでグラフの隣接頂点が同色にならないようにぬらなければならない．平面グラフのばあいは，グラフの頂点を地図の領域に対応させグラフの辺を地図の領域境界と対応させることによって，地図の彩色問題と対応づけることができる．すなわち，おなじキャスタで地図の彩色問題をとくことができる．たとえば，図 3 にしめす 5 頂点からなるグラフを彩色する問題は，同図にしめした 5 領域の地図の彩色問題と等価である．なお，頂点内にしるされた C1, C2, C3, C4 は色をあらわしている．

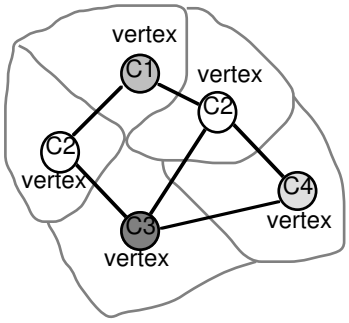


図 3　グラフ彩色問題の例

ところで，図 3 のグラフはそれ全体が図 1 のグラフにおける 1 頂点すなわちひとつの状態に属するものである．したがって，これらのグラフはまったくことなる種類のものであることに注意されたい．彩色問題における探索グラフについては，あとでかんたんに説明する．

つぎに CCM によってこの問題をとくための方法について説明する．CCM による問題解決のために計算言語 SOOC-92 (Self-Organization-Oriented Computing または Casting)[注12] とその処理系を開発している．したがって後述する実験結果はこの処理系によっている．しかし，以下の説明においては，わかりやすさを重視して，部分的には SOOC-92 を使用するが他の部分では視覚言語やより数学的な表現をつかうことにする．

まず，データ構造について説明する．グラフの頂点を原子としてあらわし，辺を無向リンクとしてあらわす[注13]．すなわち，SOOC-92 においてはつぎのようにして vertex という元素 (element) を定義する．

```
(defelement vertex
    color       ; 内部状態として色 (color) をもつ．
    (* neighbor))
        ; 任意個の隣接点へのリンク (neighbor) をもつ
        ; ("*" によって任意個であることをあらわす)．
```

つぎに，キャスタをしめす．このキャスタを構成する唯一の反応規則の定義を視覚言語のかたちで図 4 にしめす．この規則は，ランダムに選択した隣接するひとくみの 2 頂点をあらわす原子を参照して，一方の頂点の色をランダムにぬりかえる規則である．

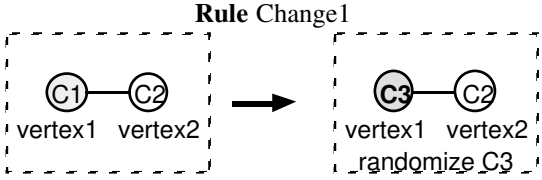


図 4　グラフ彩色問題のための反応規則の例

この反応規則のより詳細な意味はつぎのとおりである．規則左辺には，vertex 型の原子にマッチする 2 個のパタンがふくまれている．それらには vertex1 および vertex2 というラベルがつけられている．これらのパタンのあいだには無向リンクが存在するので，この規則左辺にマッチすることができるのはグラフの隣接する 2 頂点をあらわすデータである．反応によって，vertex1 にマッチした原子の内部状態がかきかえられる．反応前にはその内部状態すなわち色は C1 だったが，それがランダムに生成された色 C3 になる．ここで C3 はあらかじめきめられた色 (たとえば 4 色ぬりわけならその 4 色) のなかから選択される[注14]．ところで，C1, C2, C3 のあいだにはなんの制約も記述されていないから，それらはことなっていてもよいしおなじでもよい．

つぎに局所秩序度の定義をしめす．vertex 型の元素対に対する局所秩序度定義はつぎのように定義す

[注12] 金田 [Kan 92a] はこの言語・処理系をSOOP (Self-Organization-Oriented Programming) とよんでいたが，"完全な計画" を意味する Programming ということばを追放するために，それを Computation にあらためた．

[注13] 金田 [Kan 92b] はこれとはことなる表現をつかっている．すなわち，辺も原子としてあらわし，後述する頂点の相互秩序度のかわりに辺の自己秩序度を使用している．

[注14] C3 の値はランダムに生成されるので，C3 として C1, C2 と同一の色が選択されることもある．しかし，そのばあいには反応規則の適用によってインスタンス秩序度が増加しないため，反応規則は適用されない (後述の局所秩序度の定義を参照)．このように，秩序度に関する条件があることによって，キャスタの記述が簡潔になっている．

る (ここではSOOC-92 を使用していない)．

$$o_{vv}(x, y) = 1 \quad \textbf{if } x.neighbor = y \textbf{ and } x.color \neq y.color$$
$$0 \quad \textbf{otherwise}$$

この定義は，頂点 x, y について，y が x の隣接点であってかつ両者の色がひとしくなければ 1，そうでなければ 0 という意味である．

つぎに，彩色問題における探索グラフとそのうえの酔歩に対するバイアスについて，かんたんに説明する．まず探索グラフの一部を図示すると，図 5 のようになる．すなわち，探索グラフにおける隣接点は，グラフのただひとつの頂点の色だけがことなる状態である．

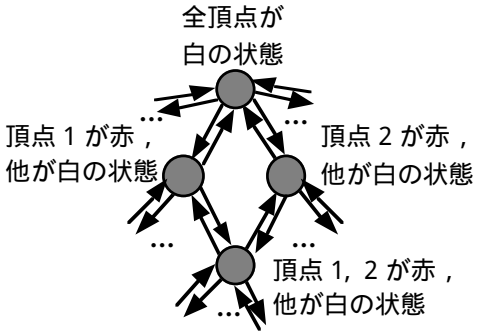


図 5　彩色問題の探索グラフ

上記のキャスタを実行させると，局所秩序度がたかい値をとる方向につぎつぎに反応がおこる．しかし，ある反応はそれにかかわる頂点の周辺の頂点の局所秩序度を低下させるばあいがある．したがって，解にむかって直線的に探索するわけではないし，かならず解に到達するともいえない．すなわち，個々の反応どうしは協調するばあいと競合するばあいとがある[注15]．

上記のキャスタを米国本土 48 州の地図の 4 色ぬりわけ [Tak 92] に適用した結果をしめす．この地図を対応するグラフに変換すると 48 頂点，106 辺のグラフになる．総反応回数，規則左辺のマッチング回数 (不成功におわるばあいもふくむ)，および実行時間を Macintosh (Quadra 700) Common Lisp 上の SOOC-92 処理系において測定したところ，その 100 回の平均値はそれぞれ 940 回，34729 回，6.01 秒となった．図 6 には総マッチング回数の頻度分布をしめす．マッチング回数がすくないところをのぞけば，指数分布にちかい (図にしめした曲線は指数関数である)．この傾向は総反応回数，実行時間についてもおなじである[注16]．この分布はマルコフ連鎖モデル [Kan 92b] によって説明することができる．

局所秩序度の作業記憶全体にわたる和を大域秩序度という．グラフ彩色問題のばあいは，すべての頂点すなわち vertex 型のデータの局所秩序度の和が大域秩序度となる．すなわち，辺の総数を N とすると，大域秩序度 O の値の範囲は $0 \le O \le N$ となる．大域秩序度が最小値 0 をとるのはすべての頂点が同一色のばあいであり，最大値 N をとるのは解がえられた状態である．O の最大値は辺数にひとしいので，米国地図の彩色においては 106 である．

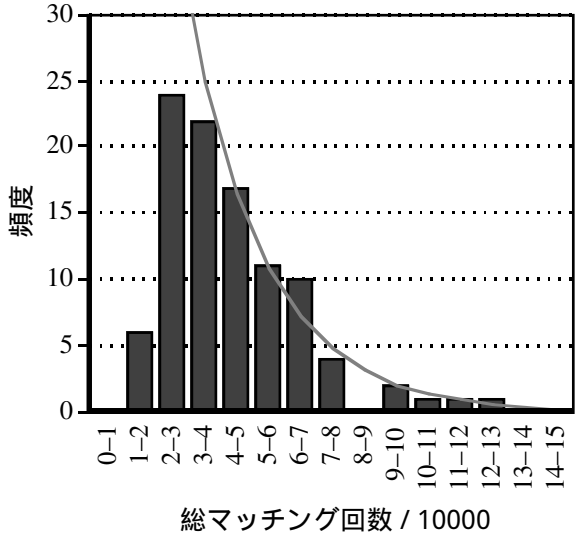


図 6　総マッチング回数の分布

SOOC-92 による米国地図の彩色の一実行過程において，大域秩序度の値を反応がおこるごとに実測した結果を図 7 にしめす．初期状態においてはすべての頂点に同一の色をあたえている．この図から，すでにのべたように大域秩序度が単調に増加しないことが容易にわかる[注17]．

[注15] 金田 [Kan 92b] においては，このように反応どうしが競合することがあるキャスタを競合型，つねに協調するキャスタを協調型とよんでいる．

[注16] 金田 [Kan 93c] は N クウィーン問題の総反応回数の分布を，より多数の測定回数にもとづいてしめしている．

[注17] 大域秩序度は CCM にもとづく計算を観測するために導入した量であり，その実行過程では計算されないということを確認しておく．したがって，CCM における計算はあくまでも局所的におこなわれる．

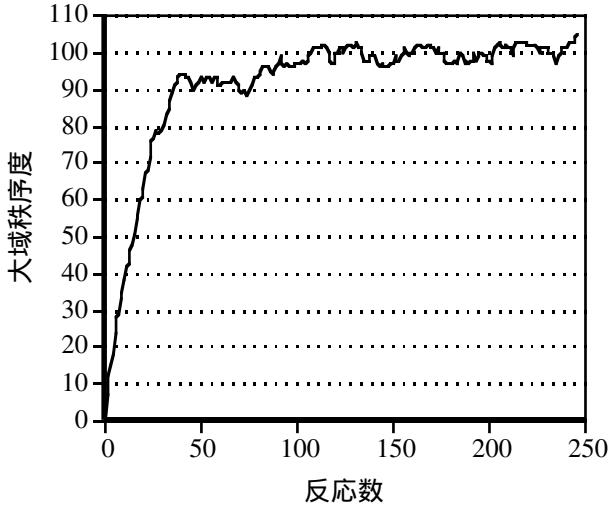


図 7　グラフ彩色における大域秩序度の実測値例

4. CCM による解探索の特徴

CCM による解探索の特徴のうち，それが探索グラフのバイアスつき酔歩とみなされること，および探索に使用するオペレータおよび評価関数が計算状態を局所的に参照することなどについてはすでにのべた．この章ではこれらの基本的な特徴から生じる他の特徴について説明する．

4.1 探索グラフは強連結がよいこと

この節では，CCM による解探索法における探索グラフの構造についてかんがえる．この方法においては，探索グラフにループが存在してもかまわないことはすでに指摘した．表現をかえていうと，探索グラフが強連結な部分をふくんでもよいということである．ここでグラフ G が強連結であるとは，G 上の任意の 2 点 x, y について，x から y へのパスと y から x へのパスがともに存在する (探索グラフの部分グラフ上の任意の 2 点をむすぶオペレータ列が存在する) ことをいう．

しかも，強連結の部分をふくむだけではなく，CCM の探索グラフはむしろ全体が強連結であることがのぞましい，あるいはばあいによっては解への到達可能性を保証するために強連結性が必須になるであろう．なぜなら，強連結であれば探索グラフ内の任意の点を初期状態としても解に到達できる可能性があるからである．強連結でなければ，解へのパスが存在しないことがある．たとえば，図 8 においては，探索グラフが強連結でないため，図にしめされた初期状態から目的状態へ達することはできない．

前章でしめした彩色問題の解法においても，図 5 からわかるように，探索グラフは強連結である．すなわち，図 4 の規則をくりかえし適用することによって，グラフの各頂点が任意の色のくみあわせで着色された状態 s から他の任意の色のくみあわせで着色された状態 s' に，また s から s' に移動することができる[注18]．

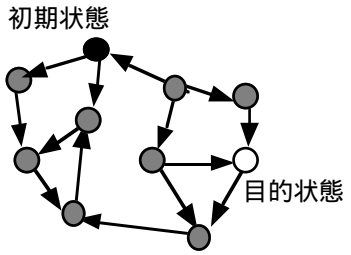


図 8　目的状態へ到達できない探索グラフ

ただし，x, y が強連結であれば，x または y のうちのいずれかが初期状態で他方が目的状態であるときに，解探索によってかならず目的状態に到達できるわけではない．なぜなら，強連結性の定義においては評価関数を考慮していないためすべてのオペレータがあらわれるが，解探索においては関数値がちいさくなるために適用できないオペレータが存在するからである[注19]．

4.2 規則の可逆性・対称性と単純さ

CCM による解探索においては探索が評価関数によって制御されているため，通常のプロダクション・システムやその他のかきかえシステム (rewriting systems) とはちがって，プロダクション規則は可逆かつ対称でありうる．この節ではこれらの性質について説明し，それらと探索グラフの強連結性やキャスタの単純さとの関係についてのべる．なお，かきかえシステムということばを，以後はプロダクション・システムをふくんだ意味でつかうことにする．

まず規則の可逆性について説明する．可逆な規則とは，通常どおり規則の左辺を条件部，右辺を動作部として適用することもできるが，右辺を条件部，左辺を動作部として適用することもできるように定義された規則のことをいう．図 4 の規則は不可逆だが，右辺に randomize という動作を記述しなくてもよいように言語の意味を定義しなおせば，可逆な規則として定義することも可能になる[注20]．金田 [Kan 92a, 93a] はこのような変更なしに可逆な (または可

[注18] 金田 [Kan 92a, 93a] などが記述している N クウィーン問題や巡回セールスマン問題のキャスタにおいても，探索グラフは強連結である．

[注19] したがって，単に強連結であるだけではなく，探索グラフの点どうしが多連結であれば (多重に連結されていれば)，それだけ解に到達しやすくなるであろう．

[注20] すなわち，右辺にあらわれる自由変数にはランダムに値があたえられるように，言語を定義しなおす．

逆にできる) 規則を記述している．

従来のかきかえシステムにおいては，規則そのもの以外にはその適用をとめるものはなく，また実行は系統的におこなわれた．そのため，もし可逆な規則が存在すると実行も可逆になってループ (リミット・サイクル) におちいることがあり，したがって可逆な規則は排除されていた．しかし，CCM においては規則の適用が評価関数によって制御されているうえランダムにきめられるので，リミット・サイクルにおちいることがない (実行は不可逆にすることができる)．ゆえに，可逆な規則が存在しうるという特徴がある．

つぎに対称性について説明する．規則はつぎのような 2 つの意味において対称でありうる．第 1 に，規則の左辺と右辺とを交換しても等価な規則がえられるという性質を辺対称性という．図 4 の規則は，可逆な規則の説明においてのべたように言語の意味を定義しなおせば，辺対称にすることができる．CCM において辺対称な規則がゆるされるのは，可逆な規則がゆるされるのとおなじ理由からであり，したがってこれは CCM の特徴のひとつである．

第 2 に，規則にあらわれるラベル (識別子) や変数をあるやりかたで系統的に置換したときに同一の規則がえられるという性質をマッチング対称性という．この規則はマッチング対称ではないが，マッチング対称な規則の例はあとでしめす (図 9 (b) の規則は変数 C2 と C3 を交換しラベル vertex2 と vertex3 を交換すると同一になるから，マッチング対称である)．マッチング対称性は従来のプロダクション・システムにおいてもゆるされる．

辺対称性は可逆性と密接な関係がある．従来のかきかえシステムにおいては辺対称性がゆるされず CCM においてはゆるされるのも，可逆性についてのべたのとおなじ理由からである．マッチング対称性に関しては，従来のかきかえシステムにおいてもこれをさまたげるべき理由は存在しない．

ところで，可逆性および辺対称性は探索グラフの強連結性をうみだす．すなわち，すべての規則がこれらのいずれかの性質をもてば，すべてのオペレータについて逆のオペレータも存在することになり，探索グラフが連結であることと強連結であることは同値になる．

また，可逆性および対称性は 1 個の規則の適用範囲をひろげ，少数の規則でより多数のオペレータを定義することを可能にする．したがって，これらの性質がキャスタの単純化につながるといえるであろう．前記の彩色問題においても，金田 [Kan 92a, 93a] などがとりあげた問題においても，キャスタを構成する規則は唯一であり，この主張を支持しているとかんがえられる．このようなキャスタの単純化と上記のような規則の性質は，金田 [Kan 92a] がふれているような CCM にもとづく計算の代数的なあつかいの可能性をたかめているとかんがえられる．

4.3 局所度とバイアスのつよさ

CCM による解探索においては，2 つの方法のうちのいずれかをつかって，参照する情報の局所性や，酔歩に対するバイアスのつよさを変化させることができる．これらの方法について順に説明する．

第 1 の方法においては，触媒とよばれるパタンを規則に加減する．触媒とは，反応によって変化しないが，インスタンス秩序度の計算にだけ参加するデータ，およびそれにマッチするパタンのことである．たとえば図 4 の規則においては，vertex2 は反応によって変化しないがインスタンス秩序度の計算にはつかわれるので，vertex2 は触媒である．図 9 のように，図 4 の規則とおなじかきかえをおこなうが触媒だけがことなる規則を定義することができる．図 9 (a) の規則には触媒は存在しない．この規則においてはインスタンス秩序度はつねに 0 である．図 9 (b) の規則には 2 個の触媒 vertex2 および vertex3 がふくまれている．同様にして任意個の触媒をふくむ規則を定義することができる[注21]．

このように触媒数を変化させると，規則の局所性が変化し，それにともなって酔歩に対するバイアスのつよさが変化する．この点を，まず触媒をふくまない規則についてかんがえる．触媒をふくまない規則はもっとも局所的であり，バイアスのつよさも最小である．図 9 (a) の規則についていえば，バイアスはない，すなわち完全な酔歩が実現される．つぎに，触媒をくわえていくにつれて規則はよりおおくのデータを参照するようになり，したがって非局所的になる．また，バイアスはしだいにつよくなる．すべての原子が反応に関与する極限においては，この解探索法はやまのぼり法にちかくなる．バイアスのつよさは，探索過程における大域秩序度の平均値によって表現できるとかんがえられる．

[注21] ただし，これらの規則においてはぬりかえるべき頂点 (vertex1) に隣接する頂点の最小数がさだめられている．したがって，正確にいうとインスタンス秩序度の計算以外にもちがいがある．

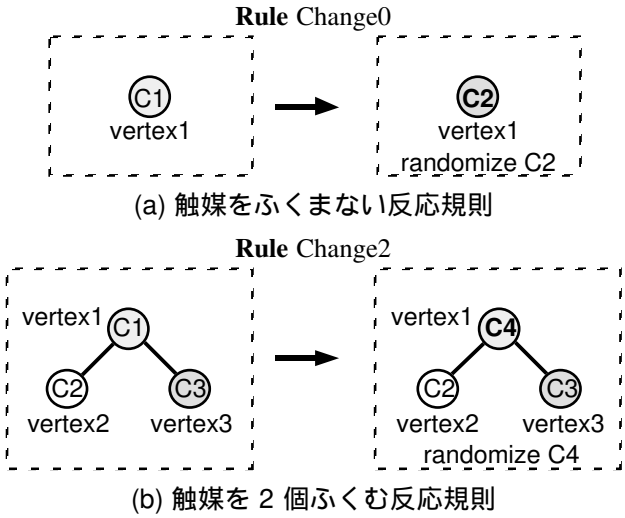


図 9　彩色問題の反応規則への触媒の加除

図 10 には，彩色問題の規則において触媒数 *Nc* を変化させたときの大域秩序度の変化例を，実行開始からの反応数が 50 から 300 までの範囲でしめす．*Nc* がおおきいほど大域秩序度がたかい状態を推移していることがわかるであろう．これをより客観的にみるため，大域秩序度の変化が準定常 [Kan 93b] になってから停止するまでのその平均値および標準偏差を (解探索を 10 回くりかえして) もとめると，図 11 のような結果がえられた．

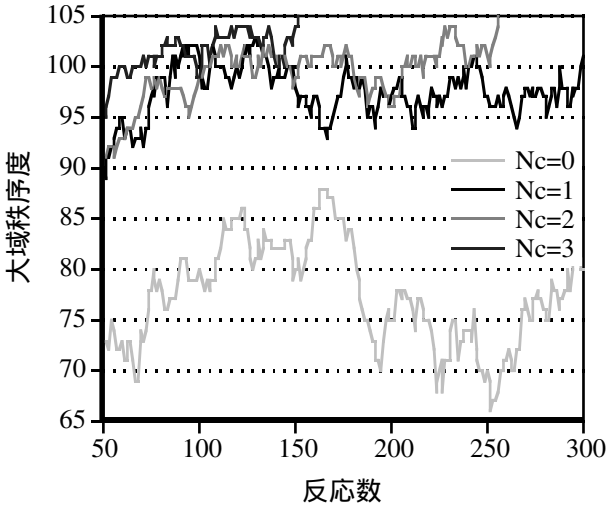


図 10 触媒数 0 ~ 3 のときの大域秩序度時系列の例

ところで，バイアスがつよくなると解がもとめられるまでの反応数は減少するため，この点では効率が向上する．しかし，反応がおこるまでのマッチング回数すなわち規則左辺の実行回数やインスタンス秩序度の計算に要する時間が増加するため，1 回の反応に要する計算時間は増加する．したがって，平均計算時間を最小にする *Nc* が存在するであろう．図 12 はこの現象を彩色問題の規則についてみたものである．*Nc* がふえるにつれて反応回数は減少するが，マッチング回数および計算時間は *Nc* が 3 になるとわずかに増加する．そのため，*Nc* = 2 が最適である．

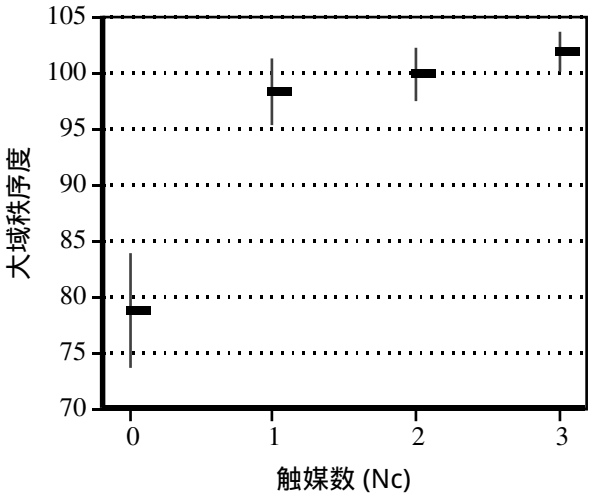


図 11　準定常状態における大域秩序度の平均値と標準偏差

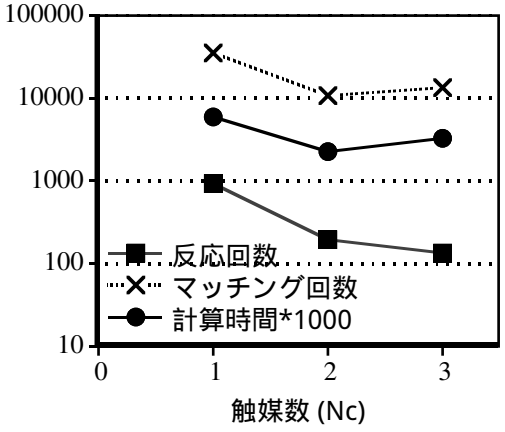


図 12　触媒数と計算時間などとの関係

一方，バイアスがよわいときにはシミュレーテッド・アニーリングにちかい効果がえられて大域秩序度の局所最大点にとらわれにくい [Kan 92a]．これに対して，バイアスをつよめると (やまのぼり法にちかづくため)，しだいにそれにとらわれやすくなるということがいえる．グラフ彩色問題においてはある局所最大点で停止する例をつくるのはむずかしいが，*N* クウィーン問題においては容易に例をつくることができる．

上記のような規則の局所度やバイアスのつよさを変化させるための第 2 の方法は，規則の合成である．たとえば，彩色問題のばあいには図 13 にしめすように触媒数 1 の規則を 1 回合成することによって触媒数 2 の規則をえることができるため，バイアスや局所度をかえることができる．ここではこれ以上は説明しないが，規則の合成は CCM を拡張してさま

ざまな問題解決をおこなったり，自己組織的な問題解決法についてかんがえる際には非常に重要なやくわりをはたすと予想される [Kan 93d]．

なお，以上のような触媒数を変化させたときのふるまいの変化傾向は制約充足問題の規則に共通だと予想されるが，実際に N クウィーン問題についてはこれが確認されている．また，規則の合成によって触媒数を変化させられることも，両問題に共通である．

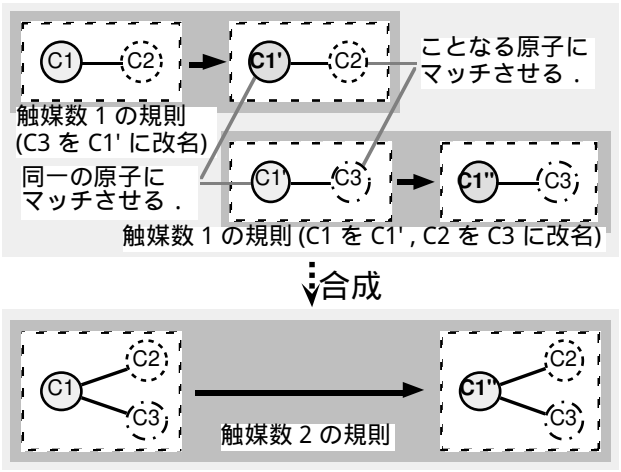


図 13 触媒数 1 の規則からの触媒数 2 の規則の合成

5. 他の解探索法との比較

この章では CCM による解探索法を ニューラル・ネットや GA などによる非分散的探索法や，複数エージェントによる分散的探索法と比較する．

5.1 非分散的探索法との比較

やまのぼり法とはすでに比較してきたので，くりかえさない．ニューラル・ネットとくらべると，これも基本的にはやまのぼりをするので，局所的な評価関数をつかうCCM は，これとはことなっている．また，知識表現が記号的であるという点においてことなっていることはあきらかであろう．

遺伝的アルゴリズム (GA) とくらべると，確率的な方法であるという点では共通している．しかし，GA においても大域的な評価関数がつかわれるので，この点でことなっている．また，CCM のほうがはるかに自由な知識表現をあつかうことができる．自明なちがいとしては，CCM においては複数の解を同時にあつかわないということがあるが，CCM をつかって GA を記述することは可能である．

以上の比較対象とはレベルがちがうが，(逐次) 制約プログラミングともくらべてみよう．バックトラックをつかわず，確率的な方法であるという点でことなっていることはあきらかだが，より重要な点は，CCM は 2 値的な制約充足を基本としているわけではないはないという点である．このために，制約が部分的にしかみたせない問題もあつかえるし，ファジィな制約充足もあつかえる[注22]．

5.2 分散的探索法との比較

いわゆる分散協調的な解探索法においては複数のエージェントが局所的な知識をもとにして協調的に探索をおこなう．エージェントはマクロな存在 (プロセス) である．これに対して，CCM による解探索においては個々の反応をミクロなプロセスあるいはエージェントとかんがえることができるであろう．これらの “エージェント” は協調したり競合したりしながら探索をすすめる．

通常のオブジェクト指向におけるオブジェクトと同様に，分散協調的な方法におけるエージェントは通常は手続き的に実装され，情報隠蔽によるかたい殻をもっている．これに対して，この研究がめざす “エージェント” はミクロなレベルから非手続き的に記述されるとともに細粒度 (あるいは記号下の存在) であって，それじたいが自己組織され (すなわち生成したり消滅したりし，いいかえると創発し)，“エージェント” どうしの境界も不確定である並列分散的な解探索法である．反応をエージェントとよぶのは適当でないともおもわれるが，これは Minsky がいう心のエージェントにちかいものだとかんがえられる．

このようなミクロなエージェントあるいはプロダクション・システムにもとづくモデルを基礎とするひとつの理由は，計算システムを動力学システム (dynamical system) としてとらえたい，あるいはそれにいわゆるシステム理論を適用可能にしたいということである．手続き型やゴール指向のプログラム たとえば Prolog のそれは動力学システムからかけはなれているので，このようなモデルは採用したくない．この点に関しては金田 [Kan 92a, Kan 92b] がよりくわしくのべている．

ところで，従来のエージェントが存在論的である (すなわちプログラム上に実在する) のに対して，この研究がめざすのは認識論的なエージェントすなわち見方に依存する存在である．このような方向は人工生命の研究とも共通しているとかんがえられる．

最後に，分散的探索における非決定性について，かきそえておきたい．分散的探索は同期してすすめ

[注22] 金田 [Kan 93c] も脚注でふれているように，局所秩序度がとりうる値として 0, 1 という離散値ではなく 0 から 1 までの連続値 (ファジィな値) をとるようにすれば，一種のファジィ制約充足 (?) が実現される．

られるわけではないから，非決定的になることがさけられないとかんがえられる．従来の分散的探索のモデルにおいては非決定性は積極的な意味をもっていないとかんがえられるが，CCM においては非決定性を確率的な動作というかたちで積極的にもちこみ，利用している．

6. 結論

この報告では分散・並列的に作用するプロダクション規則と局所評価関数にもとづく計算モデル CCM による解探索法とその特徴について説明した．探索を人間が過剰に制御することをやめて，局所的な情報を参照する規則や評価関数と確率的な方法とをつかうことによって，バイアスのつよさや規則の局所度がかえられる柔軟な探索を単純なキャスタをつかっておこなうことができるようになった．

当面の課題としては，つぎのようなものがあげられる．理論的な課題として，開放系や並列性・分散性がうまくあつかえるわくぐみをつくること，CCM による解探索の性質をさらに解明すること，探索グラフや規則の構造と探索のふるまいとの関係，バイアスのつよさや局所度とそれとの関係をあきらかにすることなどがあげられる．また，SOOC の処理系に関する課題として，バイアスのつよさや局所度を自動調整する機構を実現すること，並列処理系を実現することなどがあげられる．さらに，応用に関する課題として，より複雑な問題に挑戦すること，創発的ふるまいをしめす例題をみつけることなどがあげられる．

参考文献

[For 91] Forrest, Stephanie, ed.: *Emergent Computation*, MIT Press, 1991.

[Kan 92a] 金田 泰: コンピュータによる自己組織系のモデルをめざして, *第 33 回プログラミング・シンポジウム報告集*, 1992.

[Kan 92b] 金田 泰: 自己組織系としての計算システム — ソフトウェア研究への 2 つの提案 —, *夏のプログラミング・シンポジウム報告集*, 1992.

[Kan 93a] 金田 泰: プロダクション規則と局所評価関数による最適化, *計測自動制御学会システム工学部会研究会*, 1993.2.

[Kan 93b] 金田 泰: 確率過程としての計算 — 計算過程のマクロ・モデルの必要性とその例 —, *情報処理学会プログラミング研究会*, 1993.3.

[Kan 93c] 金田 泰, 廣川 真男: プロダクション規則と局所評価関数による制約充足問題の解法, *情報処理学会記号処理研究会*, 1993.3.

[Kan 93d] 金田 泰: プロダクション規則と局所評価関数にもとづく計算モデル CCM — その拡張と 0–1 整数計画問題への適用 —, *情報処理学会第 47 回全国大会*, 1993.10.

[Kon 82] 今野 浩, 鈴木 久敏 編: 整数計画法と組合せ最適化, 日科技連, 1982.

[Tak 92] Takefuji, Y.: *Neural Network Parallel Processing*, Kluwer Academic Publishers, 1992.