エージェント間のコミュニケーションに基づく検索支援

北海道大学 工学研究科 複雑系工学講座
長尾 光悦　山本 雅人　鈴木 恵二　大内 東

The Retrieval Support Based On The Communication Between The Agents

Research Group of Complex Systems Eng.,
Graduate School of Engineering, Hokkaido University
Mitsuyoshi NAGAO　Masahito YAMAMOTO
Keiji SUZUKI and Azuma OHUCHI

Abstract: In this paper, we propose to apply the multi-agent model which consists of the heterogeneous agents to the image retrieval support. In this model, there are two species agents; the information filtering agent and the information discovery agents. This support mechanism is implemented by creating an artificial ecosystem with the evolving information filtering agents and information discovery agents that cooperate and compete in an information retrieval. This model can adapt various and many users by using machine learning method, and can adapt the complex retrieval process by using the communication between information filtering agents and discovery agents.

1　はじめに

従来，情報検索の研究分野において情報はテキストの形態をとるものとされ，情報検索は，文献検索，あるいはテキスト検索と同義であった．しかし近年，情報検索の範囲はマルチメディア環境にまで拡大しており，画像，グラフィック，音響などの検索や情報の蓄積にまで及ぶようになった．従来のテキスト情報を主体とした情報検索においては，蓄積される情報を解析し情報検索にとって最も効果的な情報の構造モデルを決定することに焦点が当てられ様々な研究が行われてきた．

しかしながら，画像等のデータを扱う際には検索者ごとにデータに対する認識が大きく異なる為に，ある特定のモデルの適用は検索者ごとの意図や認識を歪め，柔軟性の減少にさえつながる可能性がある．このようなことから，現在のマルチメディアデータ検索における研究は，検索者とシステムのインタラクションの中からシステムが検索者の意図もしくは情報に対する認識を推定し，曖昧性をともなう状態もしくは問題空間を最も満足させる情報を見つけさせる方法の研究がその中心となっている[1][2][3][4][5]．

このような検索者とのインタラクションに基づく情報検索においては，検索者ごとの意図や認識に対する適応性，更にはインタラクションによって生じる複雑な検索過程への適応性が必要とされる．

これらの適応性を実現するためにデザイナがあらゆる状況を想定し，それら状況へ適応するためのプランを組み込むことは非現実的である．

本稿では，画像検索支援に対して異種エージェントから構成されるエージェントモデルを適用することを提案する．

本モデルにおいては，2種類のエージェントが存在する．情報フィルタリングエージェントと情報発見エージェント(以下，フィルタリングエージェント, 発見エージェント)である．フィルタリングエージェントは検索者の個人特定化と検索対象への軌道を予測し保持する．発見エージェントは情報を各々のエージェントの評価指標に基づき獲得する．更に，タスク処理に必要なプランをこれら異種エージェント間のコミュニケーションにより自己組織化しすることにより，柔軟で適応的な検索支援が可能となる．

2　画像検索

本稿で用いた画像データと画像検索プロセスを以下に示す．

2.1　画像データ

本稿においては，ベクトル表現で表される画像データを用いた．

$$\boldsymbol{x}_i = \{x_{ij} | 1 \leq j \leq m\} : \text{画像データ} \qquad (1)$$

各画像データx_iは，10 個の成分から構成されるベクトルである．また，$\boldsymbol{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \cdots, x_{i10})$ の順で各成分値を持ち，x_{ij}は，$\{-1, 0, 1\}$ の一つの値を取るものとする．これにより約 6 万個の画像データが存在することとなる．

2.2 画像検索プロセス

画像検索プロセスを以下に示す．

画像検索プロセス
(1) エージェントモデルによってランダムに選択された１０個の画像データが検索者へ提示される．
(2)while(検索終了指示 $\neq$ yes)
  (a) 検索者が検索対象の適合性に基づき提示された画像データを評価する．
  (b) エージェントモデルが検索者の検索対象を推定する．
  (c) エージェントモデルが推定した検索対象に基づき検索者へ提示する画像データを決定し，それらを提示する．

検索が開始されるとエージェントモデルによってランダムに決定された１０個の画像データが検索者に提示される．検索者はこれら提示された画像データを検索者自身の検索対象との適合性に基づいて評価する．この評価は提示された画像データを検索するか否かを決定することによって行われ，検索者によって画像データが検索された場合にはその画像データが検索対象に適合したということを表す．検索者は，この提示された画像データ集合から複数の画像データを同時に検索することができる．次に，この評価からエージェントモデルに対してフィードバックが与えられ，このフィードバックに基づき各エージェント群が機械学習的手法により検索者の検索対象イメージを推測し検索者にとって望ましい画像データを代行検索して再び検索者へ提示する．以上の過程を検索者の検索終了指示が得られるまで繰り返す．本モデルの目的は，この画像検索において検索者の検索対象を的確に推定し，検索対象に適合した画像データを提示することである．

3 エージェントによる検索支援モデル

本稿において提案するエージェントモデルを図 1に示し，以下に検索者へ画像データが提示されるまでのエージェントモデル内部動作を示す [1]．

1. フィルタリングエージェント群が発見エージェント群に対してリクエストデータをポストする．

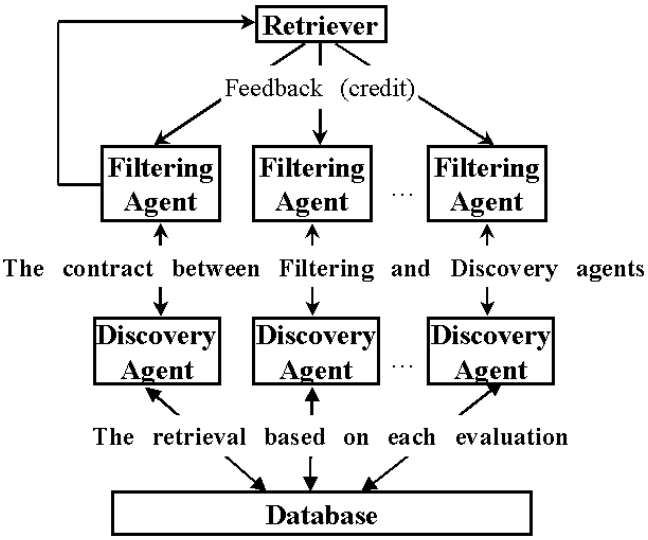

図 1: エージェントモデル

2. 発見エージェント群がどのフィルタリングエージェントのリクエストを引き受け，画像データの検索を行うかを決定する（契約の決定）．

3. 発見エージェント群は受け取ったリクエストデータと各々が割り当てられている評価指標に基づいて画像データを検索し，検索された画像データ集合を契約を結んだフィルタリングエージェントへ転送する．

4. フィルタリングエージェント群が契約を結んだ発見エージェントから画像データ集合を受取り，それら画像データの信頼レベルを算出する．この信頼レベルに基づき検索者へ画像データを提示する．

5. 検索者は提示された画像データを検索者の検索対象との適合性に基づき評価する．これにより，エージェント群へフィードバックが与えられる．

3.1 進化生態系

本モデルは，異種のエージェント群から構成される進化生態系を創造することにより実現される．生態系を構成するエージェントは，罰 / 報酬戦略の下で動作し，検索者によって与えられるクレジットという概念によって支援される．検索者は，提示された画像データに対し検索対象との適合性に基づいて画像データを検索するか否かを決定し，これによりフィードバックがエージェント群に与えられる．このフィードバックは画像データを提示したフィルタリングエージェントと発見エージェントに関係付けられ，これらエージェントにクレジットが割り当てられる．クレジットは各エージェントが持つ適合度に加算される．

もしフィードバックが与えられる，つまり提示した画像データが検索者によって検索されるならば，その画像データを提示したフィルタリングエージェントは提案の信頼レベルに応じた正のクレジットを受け取る．エージェントは提案したデータが検索者にとって望ましいであろう自信がある場合にその画像データの信頼レベルを高く設定する．信頼レベルが高い場合にはエージェントは小さな正のクレジットを受け取る．また，信頼レベルが小さい場合にはエージェントは大きな正のクレジットを受け取る．しかし，信頼レベルが高い場合に検索者のフィードバックが得られない場合には大きな負のクレジットを受け取る．信頼レベルはフィルタリングエージェントが送ったリクエストデータと発見エージェントによって検索され，フィルタリングエージェントが受け取った画像データとのユークリッド距離の差に基づいて計算される．以下に信頼レベルの計算方法を記述する．

$$CL(\boldsymbol{x}_i) = \frac{1}{\sum_{j=0}^{N}(x_{rj} - x_{ij})^2} \qquad (2)$$

$CL(\boldsymbol{x}_i)$：発見エージェントによって検索された画像データ i の信頼レベル

x_{rj}：フィルタリングエージェントによってポストされたリクエストデータ rの成分 jの値

x_{ij}：発見エージェントによって検索された画像データ i の成分 jの値

N：成分数 $(N = 10)$

フィルタリングエージェントは受け取ったクレジットの一定の割合を契約を結んだ発見エージェントに支払う．発見エージェントはフィルタリングエージェントからのみ直接クレジットを受け取り，検索者から直接クレジットを受け取ることはない．この信頼レベルに基づいたクレジットの割り当ては検索者に画像データを提示したエージェント対にのみ行われ，提示をしなかったエージェント群に対してはこの操作は行われない．提示を行えないエージェントは多様性の維持の目的のために存在する．

エージェントによって提案された画像データは信頼レベルによってランク付けされ，そして信頼レベルの高い画像データを持つフィルタリングエージェントのみが検索者へ画像データを提示することができる．

フィルタリングエージェントと発見エージェントは生態系を一世代生き抜くために一定のクレジットを払わなければならない．これによる減少やフィードバックからの減少によってエージェントの適応度が 0 以下になった時これらエージェントは死滅させられ，新たなエージェントが生成されるかもしくは交叉により生成された新たな子孫と交換される．これは不適切なエージェントの淘汰および新たなエージェントの進化の促進を行うために用いる．

フィルタリングエージェントは発見エージェント全体の集団へリクエストをポストする．個々の発見エージェントはそれらのリクエストの一つを過去の経験に基づいて選択し契約を結ぶ．発見エージェントはそれらが過去に契約を結んだフィルタリングエージェントがその発見エージェントに対してどれほど有効であったかの履歴を持つ．この履歴に依存して発見エージェントはそれら自身の適応度を最大化するために，履歴において最も高く順位付けられたフィルタリングエージェントからの契約を得ようとする．

3.2 フィルタリングエージェント

フィルタリングエージェントは検索リクエストデータと適応度から構成される．フィルタリングエージェントはリクエストデータの類似検索を発見エージェント群に依頼する．

フィルタリングエージェントはリクエストデータを発見エージェント集団にポストし，ある 1 つの発見エージェントと契約を結ぶ．次にその契約により発見エージェントから渡された３０個のデータのリクエストデータとの類似性を評価し，各画像データの信頼レベルを決定する．高い信頼レベルの画像データを持つフィルタリングエージェントが検索者へデータを提示する権利を持ち，最も高い信頼レベルの画像データを検索者へ提示する．

3.3 発見エージェント

発見エージェントは適応度，検索を行う際に用いる評価指標，各フィルタリングエージェントの有効性を格納した履歴から成る．発見エージェントは，フィルタリングエージェントによって検索依頼されたリクエストデータに基づき画像データを実際に獲得する．各発見エージェントは，各々異なった評価指標を持ち，その評価に基づいて画像データを検索する．評価指標は画像データの成分に対する重みであり，これを用い画像データの類似性評価において重みを掛けた評価を行う．

発見エージェントはそれらが検索依頼を請け負ったフィルタリングエージェントが発見エージェントに対してどれほど利益を与えたかの履歴を持つ．この履歴に依存してそれらが働いたフィルタリングエージェントのクレジット順にソートされたリストを生成する．そしてそれら自身の適応度を最大化するために最も高くランク付けされた情報フィルタリングエージェントからの契約を獲得しようとする．契約を結ぶ際には，高い適応度を持つ発見エージェントが契約を先に結ぶ優先順位を持つ．

発見エージェントは上記の操作に基づきリクエストデータに類似した画像データ集合を検索し，フィルタリングエージェントに渡す．

3.4 進化

エージェントの進化はフィルタリングエージェントのリクエストデータ及び発見エージェントの評価指標に対して適用される [6]．フィルタリングエージェントのリクエストデータに進化を適用することにより新たな探索点が作られ，発見エージェントの評価指標に進化を適用することにより検索者が注目する画像データの成分の獲得が可能となる．

進化は，個々のエージェントが持つ適応度に基づき制御される．エージェント群において高い適応度を持つエージェントのみが次世代に子孫を残すことが許される．進化オペレータとしては，交叉と突然変異を用いる．適応度の高いエージェントが交叉の対象として選択され，2 つの親から 2 つの子孫が生成される．交叉には一点交叉を用いる．この親もまた次世代へ残され，子孫は適応度の減少により死滅させられたエージェント，もしくは適応度の低いエージェントと入れ換えられる．これは，あるエージェントが発見した良好な探索点を保持し，異った発見エージェントとの契約により周囲の領域からの新たな探索点を発見させるためである．

突然変異は各エージェントの持つ検索リクエストデータ及び評価指標において確率的に成分値を変更し，新たな探索点を作るために用いられる．

3.5 コミュニケーション

本モデルにおける異種エージェント間のコミュニケーションは契約の形式において実現される．各エージェント群は，各々異なった評価に基づき検索を行う．フィルタリングエージェント群は検索者のフィードバックから，その構成要素である検索リクエストデータを進化させ，それを発見エージェントにポストする．発見エージェント群はこのポストされたデータを基準としてそれ自身の評価指標に基づき検索を行い画像データを獲得する．これはフィルタリングエージェントが探索領域を決定し，その領域に対してどの方向のデータを探索するかを発見エージェントが決定していることになる．

画像データにおいては検索者の認識は大きく異なるため，ある領域から目標とする領域へ至るための経路は異なる．つまり同一の探索点から探索を開始した場合においてその認識の差から検索者ごとに適した方向が存在する．

異種のエージェント間のコミュニケーションを用いて検索者へ提示する画像データを決定することによって，探索領域ごともしくは検索者ごとに適した発見エージェントとの契約が形成され適切な検索支援を行うことが可能となる．

4 実験

提案したエージェントモデルを用いてプロトタイプを構築し実験を行なった．実験はシミュレーションにより行なった．また，実験において 2 種類のシュミレーションを行った．以下に，各々のシミュレーションの内容を示す．

Type 1： 固定ターゲットシミュレーション

Type 2： ターゲット変更シミュレーション

Type 1 においては，1 つのターゲットを用い検索過程においてそのターゲットを固定した．Type 1 は検索者にある検索対象のイメージが存在し，その画像データを検索する状況を想定したシュミレーションである．また，Type 1 の実験はモデルの収束状態を確認するためのものである．Type 2 のシュミレーションは，2 つのターゲットを用い検索過程においてターゲットを変更した．検索意図が曖昧性を伴う場合検索対象が急激に変化する場合が想定される．Type 2 の実験は，検索過程においてターゲットがそのように急激に変化した場合に，新たなターゲットへの追従が可能であるかを確認するための実験である．

これら両シミュレーションにおいて，ターゲットとの成分一致が 7 成分以上であるデータに検索者によって検索されるものとした．

実験において用いたパラメータを以下に示す．

- エージェント数：フィルタリングエージェント 100
  発見エージェント 100
- 交叉率：両エージェント群における上位 40 %
- 突然変異率：0.01

これらパラメータは経験的に決定した．

5 実験結果

各シミュレーションの実験結果を図 2 ~ 7に示す．図 2，5の $Fitness$ は，フィルタリングエージェントと発見エージェントの適応度の合計，つまり各エージェントに与えられたクレジット量の合計を表す．また，図 2，5の実験結果は１０回の試行の平均である．

図 3，6は発見エージェントが検索プロセスにおいて契約を結んだフィルタリングエージェントの頻度を表す．図 4，7は，ある一個体の発見エージェントの契約状態の流れを示す．

5.1 固定ターゲットシミュレーションの実験結果

図 2の結果において，検索ステップは 200 とした．これは，実際の検索から考えると非現実的であるが，Fitness の収束を確認するために 200 とした．

図 2において，Fitness は問題なく収束している．図 3 において，発見エージェントは何種類かのフィルタリングエージェントと契約を結び，発見エージェントにとって有効であるフィルタリングエージェントと多く契約を結んでいることが確認された．また，図 4からも発見エージェントが自分に適したフィルタリングエージェントからの契約を得ようとしていることがわかる．これにより現在の探索点よりも有効な探索点を探していることがわかる．

しかしながら，収束状態まで約 130 ステップかかっている．実際の検索を考えればより早いステップにおいて収束する必要がある．この原因としては，シミュレーションにおいてクレジットが与えられるエージェント群は画像データを検索者に提示をし，かつターゲットとの成分

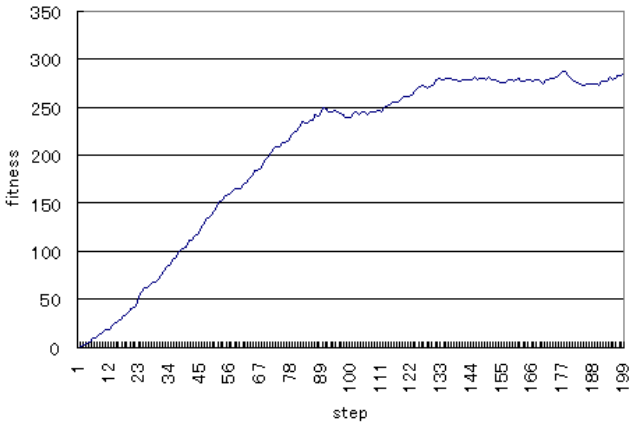

図 2: Type 1 の実験結果

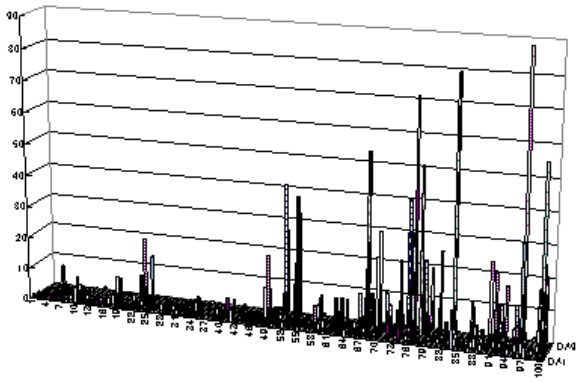

図 3: 発見エージェントの契約頻度 (Type 1)

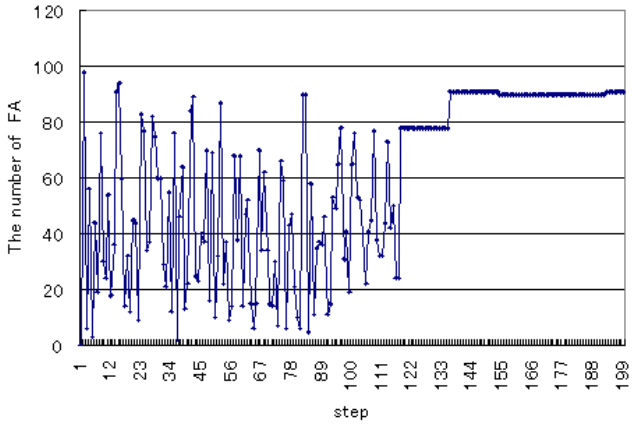

図 4: 発見エージェントの契約の状態の流れ (Type 1)

一致数が 7 以上の画像データを提示したエージェント群のみである．これにより成分一致数が 7 以上ではないにしろターゲットに近い画像データを提示したエージェントに対してはクレジットは与えられない．つまり，将来的に有望となるであろう探索点が保持されないために収束速度が遅いと考えられる．したがって，これを解決するためにはクレジットを受け取ったフィルタリングエージェントから他の有望であると考えられるフィルタリングエージェントに対して先行投資的にクレジットを分配することにより有望な探索点を保持し，収束速度の上昇をはかることが可能であると考えられる．

5.2 ターゲット変更シミュレーションの実験結果

Type 2 のシミュレーションにおいてターゲットを 50 ステップで変更した．図 5において，Fitness は 50 ステップまで増加し 1 番目のターゲットに類似した画像データが提示される．そして，ターゲットが変更された 50 ステップからターゲット変更によってそれまで有効であったエージェント群に対してフィードバックが与えられないために Fitness が減少し新たなターゲットへ追従しようとしていることがわかる．更に，Fitness の減少により 1 番目のターゲットに対して有効であったエージェントの有効性が減少し，死滅もしくは発見エージェントの契約の切り替えにより新たなターゲットへの追従が開始され，Fitness がまた増加し始めていることが確認される．

図 6において，ターゲットが変更される前と後で契約を切り替える発見エージェントが多く存在するために，契約を結んだ回数の多いフィルタリングエージェントが数種類に及んでいるでいる発見エージェントが多く確認された．

図 7からも 50 ステップを過ぎた時点から契約の切り替

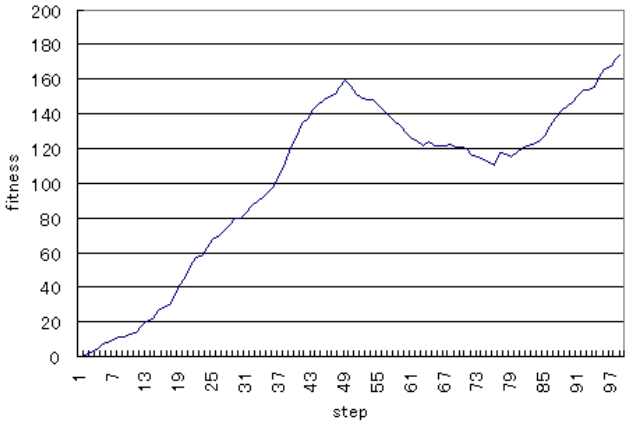

図 5: Type 2 の実験結果

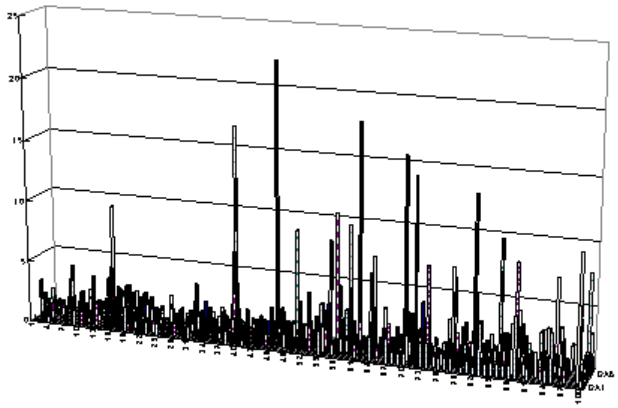

図 6: 発見エージェントの契約頻度 (Type 2)

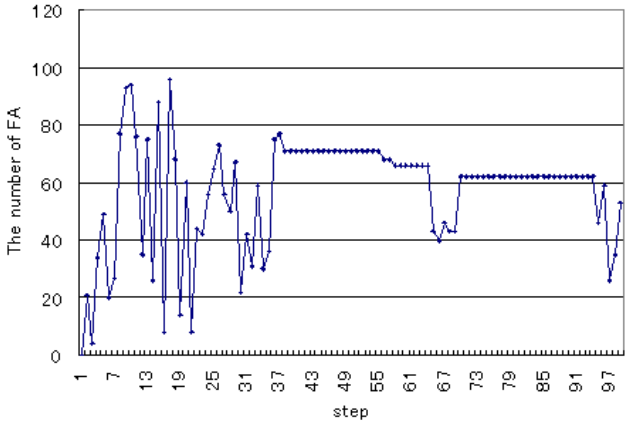

図 7: 発見エージェントの契約の状態の流れ (Type 2)

えが開始され，新たなターゲットにとって有効なフィルタリングエージェントからのリクエストデータを獲得しようとしていることが確認された．

しかしながら，Type 2 のシミュレーションにおいても Fitness の上昇速度が遅い．また，新たなターゲットに追従するために約 30 ステップかかっている．これら問題を解決するために更なる改善が必要である．

6 おわりに

本稿では，画像検索支援において異種エージェント群から成る進化生体系エージェントモデルを適応することを提案した．エージェントモデルを用いることにより複雑な検索過程に柔軟に適応し，有効な検索支援を行うことができる．また，機械学習的手法を用いることにより検索者の検索対象を的確に推定し，検索者にとって望ましい画像データを提示することができる．本稿ではエージェント間の契約に非常に単純な戦略を用いているが，契約ネットやゲーム理論を用いてエージェント間の契約を実現することにより更なる柔軟性・適応性の向上を計ることが可能であると考えられる．このようなより有効なエージェント間の契約方法の実現が今後の課題として挙げられる．

参考文献

[1] Alexandros Moukas, "Amalthaea: Information Discovery and Filtering using a Multiagent Evolving Ecosystem", International Journal of Applied Artificial Intelligence (1997)

[2] F. Menczer, R. K. Belew, W. Willuhn, "Artificial life applied to adaptive information agents", In C. Knowblock, A. Levy, S-S. Chen, and G. Wiederhold, editors, AAAI Spring Symposium Series: Information gathering from heterogeneous, distributed environments. AAAI (1995)

[3] 尾田 政臣, " 人間のイメージ形成過程の特性を利用した画像検索システム, " 情報処理学会論文誌, Vol. 35, No. 7, pp1449–1456 (1994)

[4] Oren Etzioni, Daniel Weld, "A Soft-Based Interface to the Internet", Comm. of ACM (1994)

[5] 宮原 一弘, 岡本 敏雄, "協調フィルタリングシステムにおけるエージェントの構成", 信学技報, AI97-3, pp.15-22 (1997)

[6] Goldberg，David, "Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning.", Addison-Wesley (1989)