

【招待講演】言語獲得能力の工学的実現に基づく自然言語処理

荒木 健治

北海道大学 大学院情報科学研究科
〒060-0814 札幌市北区北14条西9丁目
E-mail: araki@media.eng.hokudai.ac.jp

あらまし

本稿では自然言語処理の歴史について概観し、言語獲得能力の工学的実現が必要となった理由について述べる。また、言語獲得能力の工学的実現の第一歩として私が開発した遺伝的アルゴリズムを用いた帰納的学習手法の概要について述べ、次に本手法の機械翻訳、音声対話処理、言語と行動の獲得などへの応用について性能評価実験結果とともに述べる。最後に、本アプローチの正当性及び有効性について総合的に考察する。

キーワード 言語獲得、自然言語処理、帰納的学習、遺伝的アルゴリズム

[Invited Talk] Natural Language Processing Based on Practical Realization of Language Acquisition Capability

Kenji ARAKI

Graduate School of Information Science and Technology, Hokkaido University
Kita-14, Nishi-9, Kita-ku, Sapporo, 060-0814, Japan
E-mail: araki@media.eng.hokudai.ac.jp

Abstract

In this paper, we describe history of natural language processing, and then an indispensability for practical realization of language acquisition capability. Moreover we describe an outline of Inductive Learning with Genetic Algorithms (GA-IL) that I developed as the first step of the practical realization of it, and applications of GA-IL to machine translation, spoken dialogue processing and corresponding relations between language and action and so on with the results of performance evaluation experiments. Finally, we consider the correctness and the effectiveness for this approach overall.

Key words language acquisition capability, natural language processing, inductive learning, genetic algorithms

1. はじめに

インターネットのブロードバンド化に伴い私たちを取り巻く生活環境が劇的に変化し、これまで得ることのできなかった情報を瞬時のうちに手に入れることができるようになった。しかし、それに伴ってシステムと人間のコミュニケーション手段が向上したわけではない。そのため、情報の洪水の中で人間の意志をシステムに伝えることがますます難しくなっている。このような問題を解決するための有力な手段として人間が本来持っているコミュニケーション手段である言葉（自然言語）を用いて意思の伝達を図ろうとする試みが研究されてきた。しかし、現在の状況を見ている限りこの試みが十分に成功したとは言い難い。自然言語処理の歴史は言葉を発する人間の知能の深遠さに幾度も跳ね返されたというものであったと言えるかもしれない。

自然言語処理の歴史を簡単に振り返るとコンピュータが生まれて間もない 1960, 70 年代にすでにその始まりがある。この時代の代表的な産物としてはキーワード方式で会話を行う ELIZA [Weisenbaum 66]がある。この方式では外見的に人間の対話に近い状況をどのようにして再現するかということが研究の目的であった。したがって、本質的に人間の言語理解能力が実現できたわけではない。本格的に人間の言語理解能力の再現を試みた研究に SHRDLU [Winograd 72]がある。SHRDLU は積み木の世界という非常に限定された世界を対象に言語理解を実現したもので必要な知識と応答メカニズムを与えることにより限定された世界では人間並みの言語理解システムの構築が可能であることを実証した。

1980 年代に入ると実世界で実用的に動くシステムの構築を目指して基本的には SHRDLU で用いられたアプローチを実世界に応用するという試みが行われた [野村 88]。このようなアプローチを解析的アプローチと呼ぶ。解析的アプローチではシステム作成者が予め想定した曖昧さの無い状況に対してシステムがどのように動作するかという規則を与えておく。また、その際に必要となる種々の常識、背景知識なども人手で予め与えておく。解析的アプローチの問題点はシステム作成者が予め想定した状況下では良好に動作するが、想定していない未知の状況にはまったく対処できず、その都度人手により解析ルールや必要な知識の追

加を行わなければならないということである。

1990 年代に入ると解析的アプローチの問題を解決するために、大量のコーパスを用いて自然言語処理を行うという方向が顕著になってくる。これは人間の言語理解メカニズムを忠実に再現するという試みではなく、コンピュータの計算能力を用いてどのようにして人間の言語現象を表層的に再現可能であるかという試みである。このようなコーパスに基づくアプローチでは人間の言語理解メカニズムはあくまでも言語現象を説明するためのものであり、言語理解能力の工学的な実現にはコンピュータに適した人間とは異なるメカニズムを取る。2000 年代に入ってこのような傾向はますます強まっている。

コーパスに基づくアプローチの代表的なものとしては用例に基づくアプローチ [Brown 90] や統計的モデルに基づくアプローチ [Church 93] がある。用例に基づくアプローチは人間が例を用いて問題解決をする過程を近似的に模倣したものである。極めて大量の用例を用いてそこに出現する処理対象と類似性の高い例の一部分を複数組み合わせることで問題解決を図るものである。機械翻訳 [佐藤 97]、格情報の獲得 [宇津呂 93] などでのその応用が進んでいる。統計的アプローチは大量のコーパスから得られる確率情報を用いて解析を行うものである [Knight 98]。自然言語処理に関するあらゆる分野に適用可能であり、現在ではさまざまな分野で応用が進んでいる。言語理解という心的活動の解明にしっかりとした数学的な根拠を与えるものであり、システムを作成すると一定レベルの性能を安定して得ることができる。

しかし、コーパスに基づくアプローチでは良質のコーパスが大量に必要であり、得られるコーパスの質がその性能を大きく左右する。近年のインターネットの普及により電子化されたテキストを大量に得ることは容易になったが、対象と整合性のある誤りの少ない、タグ付コーパスなどの良質なコーパスを大量に得ることは現在でも労力とコストが膨大に必要である。何よりもコーパスに基づくアプローチで実現されたシステムがある程度の性能を発揮したとしても人間の言語理解メカニズムを実現したことにはならないので言語理解メカニズムの解明には寄与しない。

これに対して言語理解メカニズムの解明を行う学問分野として言語学、心理学といった分野があ

るが、抜本的かつ本質的に言語理解メカニズムを解明し、その実現を図るためには言語獲得の研究を行う必要がある。そもそもこれまでの工学的アプローチで問題となっている未知の言語現象・状況に対する対処という問題は、初期条件を語彙および統語知識が何も無い状況を仮定すると究極的には言語獲得の問題となる。成人となり一定の語彙・統語知識を獲得した状態でも未知の言語現象・状況は頻繁に存在するので言語獲得は幼児の時期に終わるものではなく生涯を通じて行われるものである。したがって、言語獲得を行うシステムを工学的に実現することができれば未知の言語現象、状況に対する問題を解決することができ、現在の自然言語処理が抱えている大きな問題を解決し、人間と同等の言語理解能力を実現できる可能性がある。

言語獲得の研究には、言語学の分野における人間は生まれながらにして言語獲得能力という特別な能力を持っているという生成文法[Chomsky 75]の研究や心理学の分野における一般知識の獲得モデルの中での言語獲得能力の研究[Anderson 83]がある。認知心理学、発達心理学の分野では幼児の言語獲得モデルとしてバイアモデル[今井 97]がある。この研究では幼児が言語を獲得する際の振る舞いを詳細に分析することによりどのような仮定を用いて幼児が言語を獲得しているのかを明らかにしたものである。また、Anderson の立場に基づく一般知識獲得モデルから言語獲得のメカニズムを解明しようとする Rhea[錦見 98]、シンボルで表現された仮想世界で言語獲得をシミュレーションしようとする MLAS[須賀 98]といった研究がある。これらの研究は幼児の言語獲得過程の解明ということでは成果を挙げているが、これらを工学的に実現して実用的に応用しようという試みはなされていない。つまり、言語獲得がどのような現象であるかという観点からの分析[Clark 77]は行われていても、どのようなメカニズムで行われているか、どのように実現したら良いのかという観点から行われたものではない。

そこで私は人間の言語獲得メカニズムを工学的に実現し、実例からそこに内在する規則を自動的に獲得し、その獲得過程で得られた抽象度の異なる多段階の規則を利用して変換を行う手法を開発し、様々なシステムに応用するという研究を行ってきた[荒木 04]。私の開発した手法は「遺伝的ア

ルゴリズムを用いた帰納的学習 (Inductive Learning with Genetic Algorithms)」というもので、GA-IL と呼ぶ。

本稿ではこの GA-IL の概要とその応用、性能評価実験結果及び考察、本アプローチの総合的考察について述べる。また、最後に言語獲得能力の工学的実現がどこまで達成されたかということと今後の課題について述べる。

2. 研究の目的

本研究の最終目的は、人間の言語獲得メカニズムを工学的に実現し、人間と同等の会話能力を有するシステムを構築することである。

このようなシステムを開発するために学習エンジンとして GA-IL を独自に開発し、種々の応用を行ないその有効性の確認を行ってきた。GA-IL は変換規則を獲得する学習エンジンである。すなわち、言語獲得が外界からの入力に対して何らかの応答を出力することができるようになる過程だとすると、言語獲得能力の工学的実現を外界からの入力を応答という出力に変換する過程と考えることができる。このように GA-IL に基づくシステムは何らかの対応関係を有する実例よりそこに内在する変換規則を獲得し、その獲得された変換規則を用いて変換を行うものである。したがって、GA-IL に基づくシステムでは未知の言語、未知の対象に対しても何らかの対応関係の存在する実例さえ与えることができれば言語獲得能力を用いてそこから変換規則を自動的に獲得し、変換を行うことができる。

3. GA-IL の概要

GA-IL は何らかの対応関係を有する一対の組である多くの実例から抽象度の異なる規則を多段階に獲得し、それらの規則を用いて変換を行うものである。この際に共通部分を有する実例同士を比較することにより差異部分を変数化し、抽象度を増加させていく。また、さらにルール同士を対象にして同様の操作を行うことにより再帰的に規則の獲得を行う。この過程で得られた抽象度の異なる規則をすべて保持することにより抽象度の異なる様々な規則を獲得することができる。抽象度の高い規則は汎用性は高いが精度は低く、抽象度の低い規則は汎用性は低い精度は高い。このような規則を対象に応じて適宜適用することにより

汎用性が高く、かつ精度の高い変換を実現している。

ここで問題になるのがコーパスを用いる手法である用例に基づくアプローチや統計的モデルに基づくアプローチと同様にどのようにして学習に必要な現在の対象に適した大量の実例を得るかという問題である。GA-IL ではこの問題を遺伝的アルゴリズム(Genetic Algorithms: GA)[Goldberg 89]を用いることにより解決している。GA とは生物の進化の過程を模倣したものである。GA の交叉処理により少数の実例より対象に適した大量の実例を自動的に生成する。それらの大量の実例より多くの変換ルールを得る。さらに GA の淘汰処理は変換結果よりその正誤を判断し、誤った変換に使用された規則の尤度を低下させ、正しい変換に使用された規則の尤度を上昇させるというフィードバック処理に相当する。したがって、システム全体としても GA を構成しているので使用につれて対象に適応し、最適なシステムへ進化することができる。図 1 に GA-IL の処理過程を示す。

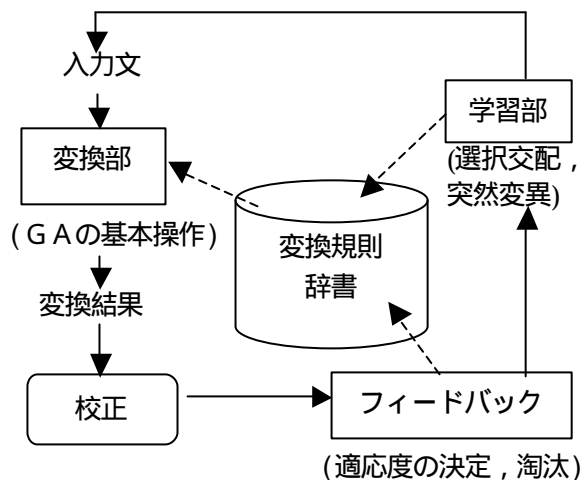


図 1 GA-IL の処理過程

また、表 1 に変換ルール獲得の例を示す。言語獲得が行われる初期状態では語彙知識も統語規則も存在しない状態なのでシステムに言語は記号としてしか認識されていない。このような状態から学習を行うことにより言語獲得が実現される様子を説明するため記号を用いて実例を表現している。

表 1 に示すように下線部で示す差異部分が各々一箇所存在する類似の実例 1, 2 より差異部分を変数化し、共通部分を字面通り残すことによりル

ール 1 を得る。また、差異部分を出現順に対応付けることによりルール 2, 3 を得る。共通部分をどのように定義するかについては字面のみを用いるか形態素情報も用いるかなど各応用により種々のレベルが考えられる。

表 2 には再帰的変換ルール獲得の例を示す。表 2 の実例 3, 4 から表 1 と同様の操作でルール 4, 5, 6 を得る。さらに同様の操作によりルール 1, 4 からルール 7 を、ルール 2, 5 からルール 8 を得る。このようにして獲得されたルールよりさらに高次のルールを獲得する処理を再帰的変換ルールの獲得と呼ぶ。

表 1 変換ルールの獲得例

実例 1	___ : ___
実例 2	___ : ___
ルール 1	@1 @1
ルール 2	___
ルール 3	___

表 2 再帰的変換ルールの獲得例

実例 3	___ : ___
実例 4	<u>μ</u> : ___
ルール 4	@1 @1
ルール 5	___
ルール 6	<u>μ</u>
ルール 7	@2 @1 @1 @2
ルール 8	<u>@1</u> @1

表 3 交叉処理による実例の自動生成例

実例 1	___ : ___
実例 5	<u>μ</u> : ___
マスク 1	01100011 : 11001100
実例 6	<u>μ</u> : ___
実例 7	___ : ___

表 4 突然変異による実例の自動生成例

実例 1	___ : ___
ルール 3	___
実例 8	___ : ___

表3に交叉処理による事例の自動生成の例を示す。事例1と事例5にランダムにマスクをかける。この場合にはマスク1を用いる。マスク1で“1”のビットがたっている部分に対応する文字を入れ替える。その結果事例6,7を自動的に生成することができる。

表4に突然変異による事例の自動生成例を示す。事例1で突然変異を行う部分をランダムに決定する。この例では事例1の下線部である。また、ランダムに突然変異で置き換えるルールを決定する。この場合にはルール3が選択された。この結果ルール1の下線部がルール3に置き換えられ、ルール8を得る。

4. 応用

GA-ILの正当性と有効性を実証するために種々の応用を行ない、実験システムを作成し性能評価実験を行った。

4.1 機械翻訳

機械翻訳に対してGA-ILの応用を行った[越前谷96]。この場合には事例は原文とその翻訳文の組とし、原文から翻訳文に変換する規則をGA-ILにより自動的に獲得する。染色体を翻訳例に、遺伝子を実例を構成する各単語に対応させることによりGAを適用する。一般に用例ベースや統計的モデルを用いる学習型の機械翻訳手法では膨大な事例が必要となる。このような膨大で良質な翻訳例を得ることは非常に難しく、このことが学習型機械翻訳手法の大きな問題となっている。この問題に対して、本手法ではGAの交叉処理により少数の実例より大量の翻訳例を自動的に生成し、また翻訳結果をフィードバックすることにより誤った翻訳ルール(変換ルール)を淘汰することができる。

中学1年生用の英語の教科書ガイドに掲載されている翻訳例1,010組を用いて学習を行い、出版社の異なる教科書ガイドに掲載されている英文800文を用いて性能評価実験を行った結果、辞書が空の状態(語彙知識も統語知識も無い状態)からGA-ILを用いることにより約60%の精度で翻訳を行えることが確認された。

4.2 音声対話処理

次に音声対話処理への応用を行った[木村01]。GA-ILは言語獲得能力の工学的実現の第一歩であるので実現すべきものは幼児の状態である。幼

児の段階のように十分に言語獲得がなされていない状態では質問応答システムのような論理だった目的指向型の対話を行うことは困難で、その対話は雑談レベルである。そこでGA-ILを応用する際にも雑談を行う能力を実現することを試みた。GA-ILに基づく音声対話処理システム(Spoken Dialogue System based on GA-IL)では原理的には対話例さえあればどのような言語からでも音声対話システムを自動的に構築できるという利点がある。本システムをGA-ILSDと呼ぶ。

言語獲得能力を評価するために最初は辞書がまったく空(語彙情報も統語情報も無い)の状態から性能評価実験を行った。このような状態ではいくらユーザが発話してもシステムからの応答が無いので対話を続けることができない。そこでGA-ILSDでは応答文生成ルール(変換ルール)がまだ十分に存在しない段階ではELIZAを用いて応答文を生成する。この応答に対してユーザが発話することにより対話例を収集し、対話例からGA-ILを用いて応答文生成ルールを獲得し、それらを用いて応答を行う。このようなメカニズムを持つことによりある話題について熱心に話すと次第にその話題に関する応答文生成ルールを獲得し、その話題に対する応答をすることができるようになる。

理系大学院生1名を用いて1,000対話の性能評価実験を行った結果、最終的には約80%の精度で応答を行えることが確認された。また、最初は応答文生成ルールが存在しないので100%、ELIZAによる応答を行うが、1,000対話を行った段階では応答文生成ルールがGA-ILにより獲得され約50%の応答はGA-ILにより獲得されたルールを用いて応答を行っていることが確認された。

4.3 言語と行動の獲得

次にロボットにおける言語と行動の獲得にGA-ILを応用することを試みた[福井03]。

最近のペットロボットの普及には目覚ましいものがある。近い将来家事手伝いロボットなどのように実際に家庭内で仕事を代行するロボットが普及することが確実視されている。ここで問題となるのが、実世界の環境や言語の多様性にロボットが対応できないということである。そこでGA-ILを用いて言語と行動の対応関係を自動的に決定することによりこの問題を解決することを試みた。本システムでは言語を行動に変換する規則を獲得し、

それらの規則を用いて言語を行動に変換する。また、変換規則は過去に行われたユーザの命令と対応するロボットの正しい動作から GA-IL により獲得される。また、ロボットの行動は状況により異なるので、行動が行われた際の状況をロボットに搭載されたカメラから取り込まれた画像により記憶する。この画像をユーザの命令とともに記録し、学習に用いる。したがって、獲得された行動変換ルールは画像情報を含むことになり、状況に応じた言語と行動の対応付けが可能となる。

言語と行動の獲得における GA-IL の有効性を確認するためにソニー製の犬型ロボットである AIBO を用いて GA-IL に基づく実験システムを作成し、性能評価実験を行った。理系男子大学院生 1 名に 151 通りの異なる状況を提示して、本被験者が 1,000 通りの命令を AIBO に自由に与え、それまでに得られた行動変換ルールを用いて命令を行動に変換する。行動変換ルールは命令に対して被験者学習のために与えた正解行動列から獲得される。入力音声認識を用いて行った。他の応用と同様にルール辞書は空から始め、初期条件の影響を受けない状態で実験を行った。この結果、音声認識における文認識率が約 40% にも関わらず行動正解率は約 80% となった。

4.4 その他の応用

その他の応用としては、喉頭摘出者音声の健常者音声への自動変換システム[村上 04]がある。喉頭摘出者は医学の進歩とともに近年急激に増加している。多くの喉頭摘出者は電気式人工喉頭を用いた方法や食道発声法を用いて発声を行っている。電気式人工喉頭を用いた方法では、音声合成により発声を行うので機械的な音声しか得られず、また食道発声法では多大な訓練が必要で、しかも疲れるので長い間話することができないという問題がある。この問題に対して、ある程度の量の同一の文章を喉頭摘出前には自分の声で、喉頭摘出後には電気式人工喉頭により発声された音声で記録し、得られた音声の組を実例として特徴抽出された結果よりその変換ルールを GA-IL により獲得し、得られた変換ルールを最適なものより順に適用することにより健常者音声に自動的に変換するという手法を開発した。

また、ユーザの発話と動物の反応を入力としてその発話を行った際のユーザの望む動物の反応を言語で表現するシステム[山川 04]を開発した。本

システムではユーザの望むペット動物の反応をペット動物に代わりシステムが発話することによりユーザの満足度を高めることができる。本システムにおいても GA-IL をユーザの発話と動物の反応からユーザの望む動物の反応を言語表現へ変換する部分に応用し、その有効性を確認した。

4.2 で述べた GA-IL を用いた音声対話処理システム(GA-ILSD)では獲得されたルールに差異にはなく、構造化も起こらない。しかし、幼児の場合には獲得された知識を構造化し、次第に論理的な応答ができるようになる。このメカニズムを実現するために GA-ILSD に性淘汰理論[Miller 00]の導入を行った。性淘汰理論は、人類が自分の遺伝子を未来に残すことを第一に考え、そのために進化したという考え方である。この理論に従えば、ダーウィンの進化論では説明のできない人間が言語活動のような高度な能力を手に入れることができた理由を説明することができる。すなわち、雄が雌を得るために言葉を獲得したという考えである。この性淘汰理論を GA-ILSD に適用した。具体的には変数を持つ雄ルールが他のルールを変数に代入する際に共通部分を多く持つ方向に自分自身を装飾するという処理を導入した。この処理によりこれまでランダムに行われていた実例の自動生成に方向性が加わり、またルールに雄、雌という差異が生じ、精度が向上するものと考えられる。

5. おわりに

言語獲得能力の工学的実現という非常に困難な問題に対して、言語獲得を外界からの入力から応答への変換であるというパラダイムを提案した。この変換を実現するものとして GA-IL という学習エンジンを提案し、種々の応用に対してその有効性を確認した。

GA-IL はもちろん言語獲得のすべての面を実現しているわけではない。しかし、各応用における性能評価実験の結果から工学的には言語獲得の第一段階のある側面を表現しているものと考えられる。

今回の取り組みでは言語獲得条件に制約を加えることを避けるため意味表現などの一切の内部表現を用いず、学習された結果である変換ルールに意味が表現されているという立場で研究を進めた。変換ルールが何らかのメカニズムにより構造化されることによって獲得された知識が構造化される

ものと考えている。また，対象を意味表現に拡張して学習を行うことも同様のメカニズムで可能である。この場合にも表層文から意味表現への変換を GA-IL を用いて行うことができる。

今後の課題としては，現在雑談しか行えないレベルにある GA-ILSD を質問応答などの論理的な応答が行えるレベルにまで成長させることのできるメカニズムについて研究を進めるということが挙げられる。これは獲得された変換ルールの構造化の方法を構築することで可能となるものと考えられる。

また，発話の発端となっているのは感情なので感情をどのようにして獲得しているのかについての研究も進める予定である。さらに，進化の過程でなぜ言語が生まれたかを研究することにより原始的な言語から現在の言語を人工的に発生させることにより言語獲得を工学的に実現するという研究も進める予定である。

参考文献

- [Weizenbaum 66] Weizenbaum, J. : ELIZA - A Computer Program for the Study of Natural Language Communication Between Man And Machine, Communications of the Association for Computing Machinery, Vol.9, No.1, pp.36-45(1966).
- [Winograd 72] Winograd, T. : Understanding Natural Language, Academic Press(1972).
- [野村 88] 野村浩郷：自然言語処理の基礎技術，電子情報通信学会(1988).
- [Brown 90] Brown, P. F., Cocke, J., Pietra, S. A. D., Pietra, V. J. D., Jelinek, F., Lafferty, J. D., Mercer, R. L. and Roossin, P. S. : A Statistical Approach to Machine Translation, Computational Linguistics, Vol.16, No.2, pp.79-85(1990).
- [Church 93] Church, K. W. and Mercer, R. L. : Introduction to the Special Issue on Computational Linguistics Using Large Corpora, Computational Linguistics, Vol.19, No.1, pp.1-24(1993).
- [佐藤 97] 佐藤理史：アナロジーによる機械翻訳，共立出版，東京(1997).
- [宇津呂 94] 宇津呂武仁，松本裕治，長尾真：二言語対訳コーパスからの動詞の格フレーム獲得，情報処理学会論文誌，Vol.34, No.5, pp.913-924(1994).
- [Knight 98] Knight, K., Graehl, J.: Machine Transliteration, Computational Linguistics Vol.24, No.4, pp.599-612(1998).
- [Chomsky 75] Chomsky, N. : Reflections on language, Pantheon Books(1975).
- [Anderson 83] Anderson, J. R. : The architecture of cognition, Harvard University Press(1983).
- [今井 97] 今井むつみ：ことばの学習のパラドックス，共立出版，東京(1997).
- [錦見 98] 錦見美貴子：言語を獲得するコンピュータ，共立出版，東京(1998).
- [須賀 98] 須賀哲夫，久野雅樹：ヴァーチャルインファント - 言語獲得の謎を解く - 北大路書房，京都(2000).
- [Clark 77] Clark, H. H. and Clark, E. V. : Psychology and Language, Harcourt Brace Jovanovich(1977).
- [荒木 04] 荒木健治：自然言語処理ことはじめ - 言葉を覚え会話のできるコンピュータ - ，森北出版，東京(2004).
- [Goldberg 89] Goldberg, D. E. : Genetic Algorithms in Search, Optimization, and Machine Learning, Addison-Wesley(1989).
- [越前谷 96] 越前谷博，荒木健治，桃内佳雄，枋内香次：実例に基づく帰納的学習による機械翻訳手法における遺伝的アルゴリズムの適用とその有効性，情報処理学会論文誌，Vol.37, No.8, pp.1565-1579(1996).
- [木村 01] 木村泰知，荒木健治，桃内佳雄，枋内香次：遺伝的アルゴリズムを用いた帰納的学習による音声対話処理手法 電子情報通信学会論文誌 D-II，Vol.J84-D-II，No.9，pp.2079-2091(2001).
- [福井 03] 福井裕隆，荒木健治，枋内香次：遺伝的アルゴリズムを用いた帰納的学習による言語と行動の自動対応付け手法，情報処理学会論文誌，Vol.45, No.10, pp.2428-2438(2004).
- [村上 04] 村上浩司，荒木健治，広重真人，枋内香次：電気発声音声の健常者音声への音声変換手法の性能評価，電子情報通信学会論文誌 D-I，Vol.J87-D-I，No.11，pp.1030-1040(2004).
- [山川 04] 山川裕也，荒木健治：ペットの反応を利用した言語表現手法に対する性能評価，情報処理学会研究会報告 NL-165, pp.45-51(2005).
- [Miller 00] Miller, G. : The Mating Mind : How Sexual Choice Shaped the Evolution of Human Nature, Doubleday, New York (2000).