

コミュニケーション中の非言語情報に基づく嘘の自動判別

Study on automatic lie detection based on nonverbal cues in communication

大本 義正*¹ 植田 一博*² 大野 健彦*³
Yoshimasa Ohmoto Kazuhiro Ueda Takehiko Ohno

*¹京都大学 *²東京大学 *³NTT
Kyoto University University of Tokyo NTT Corporation

Robots and agents could not naturally communicate with people at this time. We usually convey many messages by using nonverbal information expressed unconsciously. This nonverbal information often changes interpretations of verbal information. A lie is one of the typical situation of that. The purpose of this study is to experimentally investigate the interpretations of verbal information which is changed by nonverbal behavior through automatic lie detection in communication. For this purpose, we conducted an experiment in such a setting that participants could tell lies spontaneously in free communication. We then investigated whether we could detect lies automatically in free communication by using nonverbal behavior data which was recorded by a mechanical measurement system. The results of the investigation showed that detection accuracy of our method could reach about 70%. Therefore, we suggested the possibility to interpret verbal information which was changed by nonverbal behavior.

1. はじめに

人間と円滑にコミュニケーションすることを目指したヒューマノイドロボットやエージェントの研究は急速に進んでいる ([Walters et al, 2008] など)。こうした流れの中、言語を用いたコミュニケーションを行うために、音声認識や文章理解など、言語情報を扱う研究も進められている。一方、我々が自然に行うコミュニケーションでは、非言語情報を用いて無意識に伝達している情報も多い ([大坊, 2001] など)。人工物が人間と自然にコミュニケーションするには、このような非言語情報を、機械的に計測したデータから適切に解釈する必要がある。

コミュニケーション中に表出される非言語情報は、しばしば言語情報の意味の解釈を変化させる。例えば、ある言葉を発するときの表情や声のピッチの変化などでニュアンスが変わることは頻繁に観察される。こうした例の最も極端なものは、皮肉や嘘の看破であろう。このような場合では、言語情報の表す意味が本来の意味と完全に逆転してしまい、単純な文章理解では正しい解釈にはならない。

そこで本研究では、コミュニケーションにおける嘘の判別を通して、機械的に計測された情報から、非言語情報を伴う意味解釈を実験的に検討することを目的とする。

嘘の判別に関する先行研究としては、ポリグラフや脳計測などの生理計測を利用した研究 ([Kozel et al, 2005] など)、人間の動きや音声、表情などの非言語情報を利用した研究 ([Ekman et al, 1999]; [Meservy et al, 2005] など)、など様々な研究が存在する。しかし、ほとんどの研究では、質問に対する回答の真偽を判定するという統制された環境での嘘の判別を目的としており、自由度の高いコミュニケーション中の嘘は扱っていない。そのため、コミュニケーション中の嘘を扱う実験環境を新たに設定して実験を行う必要がある。

DePaulo ら (2003) によれば、統制された環境でさえ、非言語情報による嘘の判別は難しい。Vrij ら (2004) は、複数の言語情報および非言語情報を利用して、統制された環境での嘘を判別できることを示したが、この判別は人間が行っており、

機械的に計測できる非言語情報から嘘を判別できるかはわからない。Meservy ら (2005) は嘘の判別システムを提案しているが、嘘をついている人がわかるだけで、安定性も低い。

本研究では、コミュニケーション中に表出される複数の非言語情報を機械的に計測し、そのデータに基づいてコミュニケーション中の嘘を判別できるかどうかを実験的に検討した。本研究で扱う「嘘」とは、「だまそうとする意図を持った、事実と異なる言語的陳述」[Hopper & Bell, 1984] とする。

2. 実験設定

実際の場面を忠実に再現した状況で実験を行うと、人間は統計的手法による分析が可能なほど多くの嘘をつかない。そのため、コミュニケーション中の特徴を持った嘘を繰り返すことができる実験環境を、インディアンポーカーというカードゲームを利用して設定し、その環境で非言語情報を記録した。

2.1 課題

インディアンポーカーはトランプを使ったゲームである。まず、ゲームのプレイヤーは、数字を見ないで1枚ずつカードを引き、額の前に掲げる。各プレイヤーは、他のプレイヤーの全てのカードがわかるが、自分のカードだけがわからない。この状態から一斉にカードを下ろしてお互いに見せ合い、持っているカードの数字がもっとも大きいプレイヤーが勝ちとなる。例外的に、1 (A: エース) は14と見なす。

各プレイヤーは、自分のカードが他のプレイヤーのカードよりも小さいと感じたら勝負から降りることができる。勝負に負けたときよりも、勝負を降りたときの方が支払う点数が少ない。また、勝負して勝ったプレイヤーは、他のプレイヤーが支払った点数を獲得する。

このようなルールであるため、大きいカードを持っている人を小さいと思わせて勝負から降りし、小さいカードを持っている人を大きいと思わせて勝負させる、という戦術が基本となる。このため、他のプレイヤーとコミュニケーションを通じた駆け引きを行う必要がある。このコミュニケーションは自発的に行われ、嘘をついたりつかれたりする。従って、インディアンポーカーは、自発的なコミュニケーション中の嘘を実験的に検討する環境として利用できると考えられる。

連絡先: 大本義正, 京都大学, 京都府京都市左京区吉田本町,
ohmoto@i.kyoto-u.ac.jp

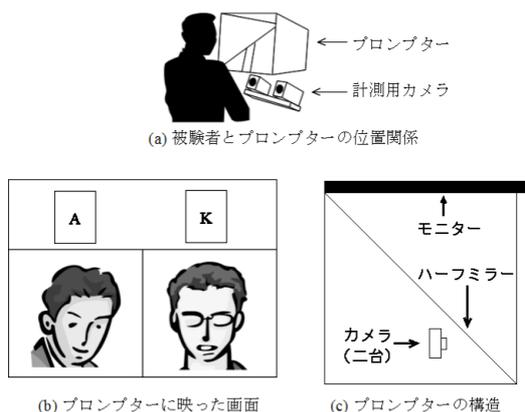


図 1: 実験環境

2.2 実験環境

実験参加者は、図 1 に示したようなプロンプタを利用した環境でゲームをプレイした。インディアンポーカーはプログラム上で行われ、相手の顔とカードは同じ画面に表示された(図 1 (b))。プロンプタは、ハーフミラーと 2 台のカメラを使用して構成され、参加者同士が、お互いに視線をあわせることができた(図 1 (b) (c))。プロンプタの下には、非言語情報を計測するためのステレオカメラが置かれた(図 1 (a))。

プロンプタを利用することで、参加者が見ている画面上の場所(顔やカード)を直感的に表示でき、ある程度自然なコミュニケーションが可能であった。同時に、非言語情報を計測するための技術的な制約も満たすことができた。参加者の発話や行動は統制されず、自由にインタラクションできた。

参加者は実験後に、一定額の謝礼に加えて、ゲームの点数に依存したボーナスを受け取った。その結果、最終的な謝礼の額には 2 倍程度の増減があった。このため、うまく嘘をつくことで利益を得られ、失敗すると利益が減少する。このことは実験前に参加者に知らされていた。

2.3 計測された非言語情報

先行研究では、150 を超える非言語情報が嘘の手がかりとして報告されている [DePaulo ら, 2003]。それらを参考に、予備実験のビデオを観察した結果、嘘をついているときに、視線、韻律、表情(作り笑い)、に特徴的な変化が見られた。そこで本実験では、プロンプタの画面上の注視点(視線)、発話が行われた際の音声(韻律)、目の上まぶたと下まぶたおよび口端の変化(表情)、を計測した。

実験参加者が表出した非言語情報は、自作の計測システム([Ohmoto ら, 2007] を参照のこと)によって記録された。この計測システムでは、顔の特徴を $\pm 2\text{mm}$ 程度の精度で計測することができ、視線を ± 2 度程度の精度で計測できる。

2.4 実験参加者

1 回の実験には、互いに知り合いの大学生もしくは大学院生 2 人と実験者 1 人で構成された。実験者が参加した理由は、ゲームの初心者ばかりで実験を行った場合、円滑なコミュニケーションが難しいことが予備実験からわかったからである。実験者は通常のプレイヤーのように振る舞った。

実験参加者は、大学生もしくは大学院生 23 組 46 名(男性 13 組, 女性 10 組)であった。このうち、正常な計測ができた 18 名のデータについて分析を行った。

表 1: 変数一覧

非言語情報	コード	変数
視線 (7個)	G-1	話しかけている人の顔を見ている割合
	G-2	話しかけていない人の顔を見ている割合
	G-3	話しかけている人のカードを見ている割合
	G-4	話しかけていない人のカードを見ている割合
	G-5	顔でもカードでもない場所を見ている割合
	G-6	注視した対象が推移した回数
	G-7	注視した対象が推移した割合
音韻 (6個)	P-(1-3)	声の高さ(前半、後半、変化)
	P-(4-6)	声の大きさ(前半、後半、変化)
表情 (3個)	F-1	目元よりも口元が早く変化した
	F-2	目元が変化していた
	F-3	口元が変化していた

2.5 実験手順

本実験環境における実験手順は、以下の通り。

1. インディアンポーカーのルールと戦略に関する説明を行い、ゲームに慣れるために 1 回練習を行った。
2. 実験者は、プログラムを用いて全員にカードを配った。
3. 3 人のプレイヤーは、ゲーム中の駆け引きを自発的に行った。
4. 各プレイヤーが、勝負するか降りるか決めたことを報告した後、実験者はゲームの結果を全員に示した。
5. 勝敗が決定した後に、点数の配分が行われた。
6. 上記 2~5 を 1 試行として、これを繰り返した。

1 回の実験では、インディアンポーカーを約 80 分程度(平均 79.9 分, $SD=8.28$)、平均 16.7 回($SD=3.88$)プレイした。同一の実験参加者の組に対して同様の実験を、1ヶ月程度の間隔を開けて再び行った。

3. 分析と考察

本節では、非接触計測された複数の非言語情報を利用することで、コミュニケーション中の嘘をどの程度機械的に判別できるのかを検討した。このために、実験で計測された非言語情報を利用して、これらを独立変数、嘘か嘘でないかを従属変数として判別分析を行った。

3.1 分析手順

3.1.1 非言語情報のエンコード

本節の分析では、実験中に記録した音声データから発話を 1 つの単位として切り出した。発話単位は、発話者が声を発したときから、発話の後で 1 秒以上休止したときとした。発話の途中で 1 秒以上休止した場合は、別々の発話とした。そして、発話単位ごとに非言語情報をエンコードした(表 1)。

視線の変数は、コミュニケーションに有用な情報を持っている対象(ここでは、「話しかけている人」、「話しかけていない人」、「話しかけている人のカード」、「話しかけていない人のカード」、「それら以外の場所」)をそれぞれ注視している時間をその発話の総時間で割った値を採用した。また、0.2 秒以上の停留を「注視」として、注視している対象が発話中に推移した回数を「注視した対象が推移した回数」、その数をその発話の総時間で割ったものを「注視した対象が推移した割合」という変数にした。

表 2: 全体の発話に対する判別分析の結果 (%)

判別関数に採用された変数	判別率	クロスバリ デーション
G-1(-), G-3(-), G-4(-), G-5(+), G-6(-), P-1(-), P-2(+), P-3(+), P-5(-), F-1(-)	嘘: 65.7 他: 73.4	嘘: 66.9 他: 70.2
G-1(-), G-2(+), G-3(-), G-6(-), P-1(-), P-2(+), P-3(+), F-1(-), F-2(-), F-3(+)	嘘: 65.7 他: 72.6	嘘: 65.2 他: 71.8
G-1(-), G-2(+), G-3(-), G-6(-), P-1(-), P-2(+), P-3(+), P-5(-), P-6(-), F-1(-)	嘘: 65.1 他: 73.2	嘘: 65.4 他: 71.4
G-1(-), G-2(+), G-3(-), G-6(-), P-1(-), P-2(+), P-3(+), F-1(-), F-3(+)	嘘: 65.3 他: 72.3	嘘: 64.5 他: 72.2
G-1(-), G-2(+), G-3(-), G-6(-), P-1(-), P-2(+), P-3(+), P-4(-), P-6(-), F-1(-)	嘘: 65.4 他: 73.3	嘘: 64.5 他: 72.2

声の高さは、発話を前半と後半に分けた上でそれぞれの基本周波数の平均と、発話の前半の平均と後半の平均の差を計算した。そして、それぞれの値が、各参加者の発話全体における平均から、+1SD 以上離れている場合を「1」、-1SD 以上離れている場合を「-1」、それ以外を「0」として、3段階に量子化した。このように量子化したのは、個人ごとに異なる声の高さや大きさを正規化するためと、実際に三段階程度の粒度の変動が特徴を良く表現していると考えられたためである。声の大きさも、声の高さと同様に扱った。

表情は、作り笑いを検出するために、目元と口元の変化を利用した([中村・小山, 2000]など)。目元と口元の変化の際に、口元の方が0.2秒以上早く動き始めた場合を1(真)、それ以外はすべて0(偽)として、「目元よりも口元が早く変化した」という変数にした。口元のみが反応したものは1(真)とした。目元や口元は、発話に入る前から変化している時もあるので、これらについても真偽値を1と0にエンコードし、「目元が変化した」「口元が変化した」という変数にした。

3.1.2 分析手順

上述のようにエンコードされた非言語情報の変数を利用して、嘘を判別できるかどうか、また、どの変数がどの程度有用なのかを調べるために、表1の変数16個を独立変数、発話が嘘であるかどうかを従属変数として、判別分析を行った。

発話は「嘘の発話」と「嘘以外の発話」の2群に分類された。うなり声などの言語情報として意味を捉え難い発話は分析対象から除外した。「嘘の発話」か「嘘以外の発話」かは、ゲーム中のカードの情報を元に、言語的に事実と異なる部分がある場合にのみ「嘘の発話」に分類した。

標本データは実験全体でまとめられ、そのデータに対して判別分析を行った。判別関数は総当たりで探索し、判別関数に利用された変数と判別率を調べた。その後、判別率が高い判別関数において18-fold cross validationを行った。

分析対象となった発話は、「嘘の発話」が653発話、「嘘以外の発話」が1561発話、合計2214発話であった。

3.2 結果と考察

3.2.1 全体の発話に対する判別分析

すべての実験参加者の発話を標本データとして判別分析による分類を行った結果を、表2に示した。表には、嘘を嘘と正しく判別した判別率(嘘-嘘判別率、表中の「嘘」)も、嘘以外を嘘以外と正しく判別した判別率(嘘以外-嘘以外判別率、表中の「他」)も両方とも65%以上である判別関数の中から、判別率が高かった順に5個示した。「判別関数に採用された変数」の列には、判別関数に採用されている変数を表1の記号

で示し、判別関数での符号を括弧内に示してある。判別関数での符号が、正であるときはその変数の値が大きい方が嘘だと判断されやすく、負であるときは小さい方が嘘だと判断されやすい。「判別率」の列には、「判別関数に採用された変数」の列に示してある変数を持つ判別関数によって発話を判別した際の、嘘-嘘判別率と嘘以外-嘘以外判別率を示してある。「クロスバリデーション」の列には、18-fold cross validationを3回行った平均を示した。

表2の結果を見ていくと、上位の判別関数は、発話全体を平均で70%近く正しく判別しており、クロスバリデーションでも判別率がほとんど落ちないことがわかる。本実験で対象としている嘘は、先行研究で対象とされている嘘とは異なるため、直接的には比較できないが、Meservyら(2005)の提案した嘘の判別システムでは、判別分析のクロスバリデーションにおいて55.3%しか正解していない。また、Ekman(1999)は、CIA関係者でも73%程度しか判別できないことを報告している。従って、表2の結果はよい判別率を示しているといえる。

この結果から、非接触計測された複数の非言語情報を利用することで、かなり高い判別率でコミュニケーション中の嘘を判別できることが示唆されたと考えられる。

3.2.2 個人ごとの発話に対する判別分析

各実験参加者の発話を標本データとして判別分析による分類を行った結果を、表3に示した。表には、嘘を嘘と正しく判別した判別率(嘘-嘘判別率、表中の「嘘」)も、嘘以外を嘘以外と正しく判別した判別率(嘘以外-嘘以外判別率、表中の「他」)も両方とも70%以上である判別関数の中で、最も判別率が高かったものを示した。他は表2と同じである。

表3の結果を見ていくと、分析を行ったすべての参加者において、嘘と嘘以外の発話を両方とも70~85%程度判別できる判別関数が存在したことがわかる。そして、18人中17人では、クロスバリデーションの値が十分に高いことも確認された。このことから、嘘をつく際に表出される非言語情報は、個人内である程度一貫していると考えられる。一方で、判別関数に採用された変数は個人ごとに異なっている。このことは、嘘を判別する際に注目すべき非言語情報が個人ごとに少しずつ異なり、個人チューニングすることでさらに判別率を向上させられることを示唆していると考えられる。

3.3 議論

3.2.1の分析では、個人ごとの特徴を考慮せずに70%近くの判別率を示すことができた。嘘は非言語情報から意味を変化させなくてはならない状況の中で、解釈が最も難しい。この難しい状況で個人差を考慮せずに70%近く判別できたということは、非言語情報による意味解釈の変化において、ある程度一般的な特徴があることを示唆していると考えられる。こうした一般的な特徴を、嘘以外の状況においても整理することで、非言語情報を伴う意味解釈における基盤ができると期待される。

また、人間がコミュニケーションの時に表出する非言語情報に、個人ごとに特徴があることは、我々の日頃の経験から明らかである。3.2.2の分析結果は、そうした特徴を考慮することが、発話の意味解釈の助けになることを示唆している。一方、3.2.1で示された一般的な特徴とは反対の特徴を示している参加者もいた。こうした参加者の発話は、3.2.1の判別関数によってもある程度正しく判別することができた。非言語情報の表出にはバリエーションが多く、個別の状況ではあまり多くのサンプルが採れないことが予想されるため、非言語情報を伴った意味解釈ではオーバーフィッティングに特に注意することが必要であると考えられる。

表 3: 個人ごとの発話に対する判別分析の結果 (%)

参加者	半別開数に採用された変数	判別率	クロスバリ デーション
参加者 1	G-1(+), P-1(-), P-2(+), P-3(+), P-4(+), P-5(-), F-2(-)	嘘 : 88.9 他 : 80.6	嘘 : 81.1 他 : 77.8
参加者 2	G-3(-), P-1(-), P-3(+), P-5(-), F-2(-), F-3(+)	嘘 : 71.9 他 : 71.4	嘘 : 68.3 他 : 71.4
参加者 3	G-2(+), G-4(+), G-7(+), P-3(+), P-6(-), F-1(-)	嘘 : 86.4 他 : 82.5	嘘 : 81.7 他 : 82.9
参加者 4	G-3(+), G-4(+), P-1(-), P-2(+), F-1(-), F-2(-)	嘘 : 76.9 他 : 78.1	嘘 : 74.1 他 : 75.5
参加者 5	G-1(-), G-3(-), G-4(-), P-1(-), P-3(+), P-4(-), P-6(-), F-3(+)	嘘 : 80.3 他 : 80.9	嘘 : 76.5 他 : 76.5
参加者 6	G-1(-), P-1(-), P-2(+), P-3(+)	嘘 : 73.3 他 : 77.6	嘘 : 71.3 他 : 75.7
参加者 7	G-3(-), G-4(-), P-1(-), P-2(-), P-4(+), P-6(+), F-2(-)	嘘 : 75.0 他 : 71.7	嘘 : 70.0 他 : 65.6
参加者 8	G-5(+), G-6(-), P-1(+), P-3(+), F-2(+), F-3(-)	嘘 : 70.0 他 : 75.0	嘘 : 51.1 他 : 60.8
参加者 9	G-2(+), G-3(-), P-1(+), P-3(+), P-5(-), F-2(+)	嘘 : 75.6 他 : 71.6	嘘 : 71.3 他 : 67.9
参加者 10	G-3(-), G-4(+), G-6(+), P-1(-), P-2(-), P-6(-), F-1(-)	嘘 : 72.2 他 : 74.1	嘘 : 68.3 他 : 67.6
参加者 11	G-3(-), G-6(-), P-2(+), P-3(+), P-6(+), F-3(+)	嘘 : 78.3 他 : 79.0	嘘 : 79.4 他 : 76.5
参加者 12	G-1(-), G-2(+), G-6(-), F-1(-), F-2(+), F-3(+)	嘘 : 80.0 他 : 82.0	嘘 : 82.8 他 : 79.8
参加者 13	G-4(+), P-1(-), P-2(+), P-3(+), P-4(+), P-5(-), P-6(+), F-1(-)	嘘 : 81.3 他 : 87.3	嘘 : 85.6 他 : 84.7
参加者 14	G-1(-), G-3(-), G-6(-), P-1(-), P-2(+), P-3(+), P-5(+), P-6(-), F-1(+), F-3(+)	嘘 : 74.4 他 : 76.7	嘘 : 68.0 他 : 68.3
参加者 15	G-1(-), G-3(-), G-6(-), P-1(-), P-6(-)	嘘 : 83.3 他 : 85.7	嘘 : 79.4 他 : 81.1
参加者 16	G-2(-), G-3(-), G-6(-), P-1(-), P-6(-), F-1(-), F-3(-)	嘘 : 78.3 他 : 79.0	嘘 : 79.4 他 : 76.5
参加者 17	G-3(+), P-1(-), P-2(+), P-6(-), F-2(-)	嘘 : 79.3 他 : 71.2	嘘 : 76.7 他 : 69.6
参加者 18	G-4(+), G-5(+), P-3(+), P-6(+)	嘘 : 74.1 他 : 74.8	嘘 : 72.8 他 : 73.8

4. 結論

本研究では、コミュニケーションにおける嘘の判別を通して、機械的に計測された情報から、非言語情報を伴う意味解釈を行うこと検討することを目的とした。そのため、コミュニケーション中に自然に嘘をつく状況を設定し、機械的に計測された非言語情報から、コミュニケーション中の嘘を判別できるのかを、実験的に検討した。その結果、個人ごとの特徴を考慮せずに、70%近くの発話を判別できることが示された。また、個人ごとの特徴を考慮すれば、高い人では85%程度の発話を判別できた。これらの結果より、非言語情報を伴うことで変化する意味の解釈を機械的に行える可能性が示唆された。

もちろん、一般的な非言語情報を伴う意味解釈には解決すべき問題も多い。たとえば、本研究と同じ方法を利用するためには多くの教師例を必要とする。しかし、発話において伝達したい本来の意味を、客観的な方法で観測することは困難であり、教師例を用意すること自体が難しい。また、ニュアンスなどの微妙な表現を解釈するためには、本研究で提案したような2値の結果を出力する手法ではなく、中間的な状態を表現できる手

法によって判別する必要がある。ほかにも様々な問題が考えられるが、本研究の見解は、ロボットやエージェントによる非言語情報を伴う意味解釈を実現する一助となると考えられる。

謝辞

本研究は、科学研究費補助金・特定領域研究「情報爆発時代に向けた新しいIT基盤技術の研究」からの助成を受けています。

参考文献

- [DePaulo et al 2003] DePaulo, B.M., Lindsay, J.J., Malone, B.E., Muhlenbruck, L., Charlton, K., and Cooper, H. "Cues to deception" *Psychological Bulletin*, Vol. 129 No. 1, pp. 74-118, 2003.
- [Ekman et al 1999] Ekman, P., O'Sullivan, M., and Frank, M. G. "A few can catch a liar" *Psychological Science*, Vol. 10, pp. 263-266, 1999.
- [Hopper & Bell 1984] Hopper, R. and Bell, R. A. "Broadening the deception construct." *Quarterly Journal of Speech*, 70, pp288-302, 1984.
- [Kozel et al 2005] Kozel, F., A., Johnson, K., A., Mu, Q., Grenesko, E., L., Laken, S., J. and George, M., S. "Detecting Deception Using Functional Magnetic Resonance Imaging" *Biological Psychiatry*, Vol. 58, Issue 8, 15, pp. 605-613, 2005.
- [Meservy et al 2005] Meservy, T. O., Jensen, M., L., Kruse, J., Twitchell, D. P., Tsechpenakis, G., Burgoon, J. K., Metaxas, D. N., and Nunamaker J. F. "Deception Detection through Automatic, Unobtrusive Analysis of Nonverbal Behavior" *IEEE Intelligent Systems*, Vol. 20, No. 5, pp 36-43, 2005.
- [Ohmoto et al 2007] Ohmoto, Y., Ueda, K., and Ohno, T. "Real-time system for measuring gaze direction and facial features: towards automatic discrimination of lies using diverse nonverbal information" *AI & Society*, Vol. 23, Num. 2, pp 187-200, 2007.
- [Vrij et al 2004] Vrij A., Evans H., Akehurst L. and Mann S. "Rapid Judgements in Assessing Verbal and Nonverbal Cues: Their Potential for Deception Researchers and Lie Detection." *Applied Cognitive Psychology*, Vol. 18, pp. 283-296, 2004.
- [Walters et al 2008] Walters, M. L., Syrdal, D. S., Dautenhahn, K., te Boekhorst and R. Koay, K. L. "Avoiding the uncanny valley: robot appearance, personality and consistency of behavior in an attention-seeking home scenario for a robot companion" *Autonomous Robots*, Vol. 24, No. 2, pp.159-178, 2008.
- [大坊 2001] 大坊郁夫: 対人コミュニケーションの社会性; 対人社会心理学研究, Vol. 1, PP 1-16, 2001.
- [中村, 小山 2000] 中村亨, 小山謙二: 自然な笑い作り笑いにおける表出の時間差の分析; 電子情報通信学会技術研究報告 No. HIP2000-1 pp. 1-8, 2000.