

3次元姿勢計測を用いた人の動作特徴の記述

鷺見 和彦[†] 田中 宏一[†] 松山 隆司[†]

[†] 京都大学大学院情報学研究科 〒606-8501 京都市左京区吉田本町

E-mail: [†]{sumi,tohki,tm}@vision.kuee.kyoto-u.ac.jp

あらまし 人との共生を目指す将来型の知能システムはに求められる能力として、機械が人を観察し、適切なタイミングで適切な機能や情報を人に提供したり、機械から人に対してインタラク션을を開始したりする能力がある。その実現には、音声・映像などマルチモーダルな人の観察と理解が必要であるが、個別の技術要素として、人の体全体を観測して人の状態を推定する事例は少ない。そこで本研究では、環境に多数埋め込まれたカメラから視体積交差法で復元された人の体全体の姿勢や動きを計測し、その計測値から人が現在行っている行為に対して集中している度合いを推定するために「自己負荷量」による特徴記述を提案する。自己負荷量とは、人体の頭部や腕など各パーツごとにかかる重力や慣性に打ち勝って、姿勢を維持したり動作を行うために必要な単位時間あたりのエネルギーの総和として定義される。一般的にみて、人がある行為に集中すると、身構えたり、動作が激しくなるなど、姿勢や動作に変化が現れるので、姿勢や動作を投入されるエネルギーを基準に定量的に表現することをねらっている。本研究では、自己負荷量の計測精度を検証するために、まず、環境埋め込み型カメラによる人の姿勢計測の精度を評価し、ついで、段階的に集中力を要するタスクを与えた場合の自己負荷量の変化について評価した。その結果、リラックスしている状態での自己負荷量には個人差があるが、タスクの困難さと自己負荷量の増分との間に高い相関がみられ、自己負荷量をもとにある行為に対する人の集中度を推定できる可能性が示唆された。

キーワード 人の観察, 姿勢認識, 集中度, 三次元形状計測, 視体積交差法, 環境埋込視覚

Description of Human Motion Characteristics with 3-Dimensional Pose Measurement

Kazuhiko SUMI[†], Koichi TANAKA[†], and Takashi MATSUYAMA[†]

[†] Graduate School of Informatics, Kyoto University, Sakyo, Kyoto 606-8501 Japan

E-mail: [†]{sumi,tohki,tm}@vision.kuee.kyoto-u.ac.jp

Abstract Intelligent Systems in the future, which will be symbiotic with human, should observe human finding best timing and functions to start communication. To realize such observation, multi-modal human observation is important. However, as a component, there are few studies on human state recognition from pose and motion analysis of human. In our research, we propose to measure human state by self-load, which is derived from three dimensional human body volume. Self-load is defined as a energy injected in a period to keep the pose and to move the body. If a person is concentrating to some task, he will brace himself for better results and the energy consumption will increase. In our research, we evaluated the accuracy of pose measurement using multiple environmental cameras. Then, we conducted an experiment in which test subjects have different level of complexity of task. Self-load of the subjects showed the positive correlation with the complexity of the task. We have convinced that self-load can be used to characterize the concentration of person being observed.

Key words Human Observation, Pose Recognition, Consentration, Three dimensional measurement, Volume Intersection, Embedded Vision

1. 序 論

これまで人とインタラク션을を行うインテリジェントシス

テムが数多く研究されてきたが、それらの大半は、人からの指令を受けて新たな行動を始めたり、あるいは、あらかじめ決められた条件が満たされると新たな行動を始めるようにプログラ

表 1 観察状態において取得できる視覚・聴覚情報

観察対象	観察状態
目	視線認識・注視対象認識・状態定推 [6]
音声	口調の理解 [8]
顔全体	表情による感情推定 [7]
頭	姿勢と動きによる状態推定, 注意対象の方向 [9]
身体姿勢・動作	姿勢と動きによる状態推定

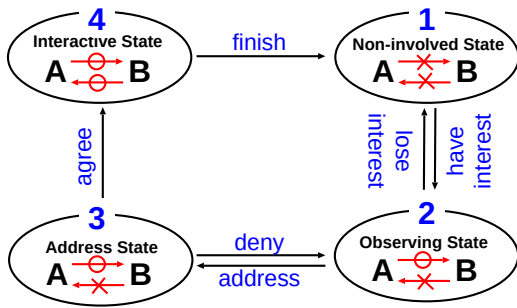


図 1 インタラクションの状態遷移

ムされている。一方、人と人との関係においては、相手の状態を読み、適切な時に適切な形で、声をかけたり、行為を始めると言うことが、日常的に行われている。これを怠ると、相手から、うるさく、疎ましく、おせっかいに感じられて良好なコミュニケーションは成立しない。人と共生する将来の知能システムは、時間と空間を共有する [1] だけでなく、共有することが新たな価値を生まなければならない。そのためにも、人の興味の対象や状態を観察に基づいて推測する機能が機械にも求められる。

従来の研究における人の観察は、主として人が明示的に機械に指示を与えようとしている場合にそれを理解するための機能として問題定義されてきた。たとえば、ジェスチャー認識 [2] のように、人が伝えようとする情報をパターンに分類するなどが代表的である。このような機能は、人と機械がすでにインタラクション状態にある場合のコミュニケーション手段としては重要であるが、機械から人に対して、いつ、何を、提供するのかを決める手段としては別の観点が必要である。人間が機械からどのような印象を受けるかという点については、ロボットの行動から人間うける印象に関する研究 [3] [4] があるが、ロボットが自律的に行動を決定するための手がかりは得られていない。

今、図 1 に示すように、機械 A が人 B に対してインタラクションに入ろうとする状態を考えてみると、最初、A も B も互いに意識していない状態 1 (Non-involved) があり、何かのきっかけで A が B に対して興味を持つ状態 2 (Observation) へ移行し、次に、A から B に対して呼び掛ける状態 3 (Address) を経て、同意 (agree) が得られると、インタラクション状態 4 (Interaction) に移行できる。すなわち、A が B とうまくインタラクションを始めるには、状態 2 において、呼び掛けへの応答が同意される確率のもっとも高いタイミングと呼び掛け内容を、観察を通じて決定すべきであることを意味している。

次に、インタラクションに至るまでの人の状態を観測について考える。たとえば人体の反応を電氣的に計測して振舞いとの対応を調べる [5] ことも行われているが、最終的には日常生活のなかで使える手法として視覚・聴覚など、受動的に非接触で計測できる手法が望ましい。そこで画像と音声の役割やこれまでの研究事例を分析すると表 1 (注1) の様になる。

(注1)：実際には、対話状態に移行したあとでも観察は継続する必要があるが、また、二者の対話を第三者として観察している観察状態も存在する。その場合、対話の理解に必要な認識手段（音声理解、リップリーディング、ジェスチャー認識）などがより優先的に使用される

表に示されるような人体の姿勢・動きからの人の状態の推定については動作解析 [10] やジェスチャー認識と近い技術ではあるが、それらが人の形状や姿勢を正確に記述したり、人が伝達しようとしている意味を理解しようとするのに対して、ここでは、興味の対象や感情・気分、あるいは現在取り組んでいるタスクに対して、どれくらい集中しているかなどのパラメトリックな情報が最終的に必要である。なお、人の姿勢や動作のパラメトリックな表現として Labanotation(舞踊譜) [13] があり、舞踊における人間の動作を図形的な記号で記述できる。この応用として姿勢から楽しい・悲しいなどの感情を特徴量によって表現しようとした研究 [12] も存在するが、記述が定量化されておらず人間の主観的評価との対比を行ったにとどまっている。

そこで、本研究では物理的に計測可能な姿勢や動作の情報をを用いて、定量的に人の状態を記述する手法を提案する。人が完全にリラックスした状態を基準に、現在の身体表現に投入している単位時間あたりのエネルギーを、体の形状や筋肉のモデルを参考にして自己負荷量として定義した。当然ながら人には身体表現として現れない意思・感情が存在するが、機械が人と共存するなかで可観測な情報から人の状況を推測する試みは家や車など人を包み込む環境をインテリジェント化する上で重要と考えている。

以下 2. 章で姿勢から求められる自己負荷量の定義と意味について述べる。3. 章で環境埋め込みカメラによる姿勢の計測手法を説明し、4. 章にて姿勢計測の精度評価および人に心理的負荷を与えた場合の実験と結果を紹介し、5. 章で結論を述べる。

2. 人体姿勢と動作における自己負荷量

人間の身体状態において、人が何もしない(力の抜けた)状態と比べて、現在の身体表現にどれだけ単位時間当たりのエネルギーを投入しているかという仕事量が計算でき、これを自己負荷量と定義する。自己負荷量自体は物理的なエネルギー量であるが、人が目的なく一定時間に多くのエネルギー消費を伴う姿勢や動作を取ることはない。つまりエネルギー消費が大きい姿勢や動作が見られる時、行為者はなんらかのタスクを持ち、それを実行に移していると仮定することは妥当だと考えられる。

そこで、まず、ある身体姿勢と動作の維持に関して必要とするエネルギー量を (1) 位置エネルギー、(2) 運動エネルギー、(3) 姿勢維持エネルギー、(4) 補助エネルギー の和によって定義する。ただし、姿勢維持エネルギーとは、現在の姿勢状態を維持するために筋肉を緊張させたままにしておくために必要なエネルギーを意味し、静止した状態で最も身体的負荷が少ない時を初

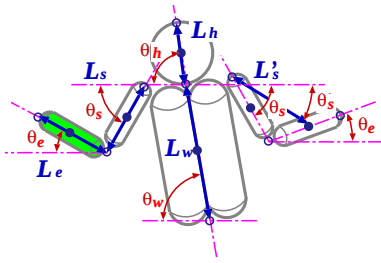


図 2 円筒で表現した人体モデルと各パーツのパラメータ

期値として、その状態からの差で表す。また、補助エネルギーは、例えば机に手を置く時に机から受ける力によるものや、椅子の背にもたれるときに背中を支える力などを表しており、補助がない場合に必要な姿勢維持エネルギーから差し引かれるべきものである。しかし、画像から微妙な接触状態を検出することは困難であるうえに、実際にかかっている力を計測することはさらに難しい。そこで、本研究においては、人がものに寄りかからない状態か、寄りかかっている身体部位のみの部分的総計のみを扱うこととし、補助エネルギーを 0 とする。

本章では Hill の筋肉モデルを用いて筋骨格に発生する力の解析に関する研究 [14] を参考に、人体表面の位置を精密に求めるマーカを用いずに筋肉に投入されているエネルギーを推定する手法について考える。筋肉には、同じ力をかけたまま伸び縮みする等張性収縮と、同じ長さのままで力だけが変化する等尺性収縮とがあり、重いものを持ち上げるために力がかかるような場合には後者のモデルが当てはまるが、視覚による観察では、位置や距離が変化しない場合には計測が不可能であるので、ここでは、外部から人にかかっている負荷は一定であると仮定し等張性収縮のみを扱うことにする。

上に挙げた、補助エネルギーを除いた 3 つのエネルギーのうち、位置エネルギーと姿勢保持エネルギーは動作を伴わない静止エネルギーである。位置エネルギーは重力に反して行なった仕事の和であり、現在の筋腱状態が直接影響する値ではない。

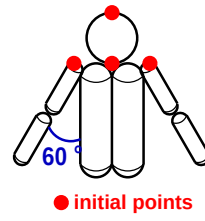
姿勢保持エネルギーには現在の筋腱状態が影響するが、複数の筋肉及び腱の発揮する力は等尺性収縮であり、計測できる値ではない。結果的に力の和として現在の姿勢を支えているものは人体部位の関節回りの回転モーメントであると考えれば、筋肉の働きを考慮しつつ計測可能な値として、人体部位の重力に対するモーメントを用いることで解決できる。

まず、図 2 に示すように人を円筒の組合わせでモデル化し、その部品として単純な一関節モデル (たとえば下腕) を考えると、自己負荷量の瞬時値 sl_e は、位置エネルギー sl_e^p 、運動エネルギー sl_e^m 及び姿勢保持エネルギー sl_e^k の和として

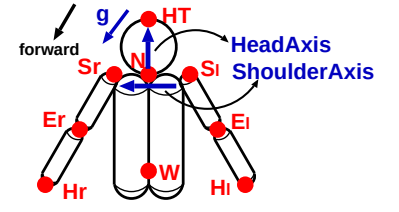
$$sl_e = sl_e^p + sl_e^m + sl_e^k \quad (1)$$

$$= m_e g h_e + \frac{1}{4} m_e L_e \omega_e(t)^2 + sl_e^k \quad (2)$$

で表される。ただし、 g , L_e , m_e , h_e , $\omega_e(t)$ は、それぞれ、重力加速度、下腕の長さ、下腕の質量、手を下ろしたときの指先の位置からの高さ、時刻 t における角速度である。下腕部の姿勢保持エネルギー sl_e^k は



(a) 初期探索位置



(b) モデルのパラメータ

図 3 人体のモデルを構成する部品と初期探索位置およびパラメータ

$$sl_e^k = m_e g \frac{L_e}{2} \cos\left(\frac{\theta_e}{2}\right) - sl_e^k_{init} \quad (3)$$

で表され、姿勢保持エネルギーの初期値 $sl_e^k_{init} = \frac{1}{2} m_e g L_e$ である。上腕についても同様に、姿勢保持エネルギー sl_s は、位置エネルギー sl_s^p 、運動エネルギー sl_s^m 及び姿勢保持エネルギー sl_s^k の和として

$$sl_s = sl_s^p + sl_s^m + sl_s^k \quad (4)$$

で表す。上腕部の姿勢保持エネルギー sl_s^k は、端点から下腕の負荷が加わるため、上記の下腕の姿勢保持エネルギーの算出に加えて、下腕からのモーメントを考慮する必要がある。腰についても同様に、位置エネルギー sl_w^p 、運動エネルギー sl_w^m 及び姿勢保持エネルギー sl_w^k の和として

$$sl_w = sl_w^p + sl_w^m + sl_w^k \quad (5)$$

と表される。腰についても上体の重力に対するモーメント sl_w には頭からのモーメントも加える必要がある。

以上のようにして求めた、下腕 (左右)、上腕 (左右)、腰の瞬時自己負荷量総和が瞬時自己負荷量 sl となる。すなわち

$$sl = sl_{el} + sl_{er} + sl_{sl} + sl_{sr} + sl_w \quad (6)$$

さらに、この瞬時値の一定時間 T の平均を自己負荷量 SL とする。

$$SL = \frac{1}{T} \sum_{t=0}^T sl \quad (7)$$

3. 3次元ボクセルデータを用いた姿勢計測

人の姿勢の計測は村上 [11] の方法を基に、肩を含む上半身の大きな動きに対して対応可能なように発展させた。人体のモデルは図 3 の様に、6 つの部品^(注2) で上半身が構成される。

姿勢探索手順について説明する。まず、環境に埋め込まれた多数のカメラの映像から人体部分のシルエットを抽出し、視体積交差法によって人体のボリュームを求める。この段階では、人体は三次元空間内の単位体積 (voxel) を単位として 1/0 で表現されている。次に、モデルの基準点となる 4 点の座標 (図 3(a)) を頭頂 HT、首の中心 N、両肩 Sr, Si の順に求める。頭頂 HT は

(注2)：腰 (胴体) は二つの円筒を並べた形状であるが合わせて一部品として扱う。

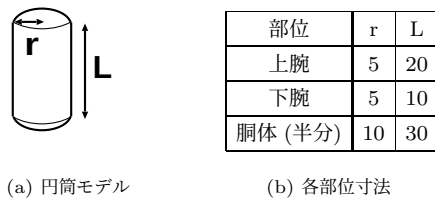


図 4 各部位パーツの形状と寸法

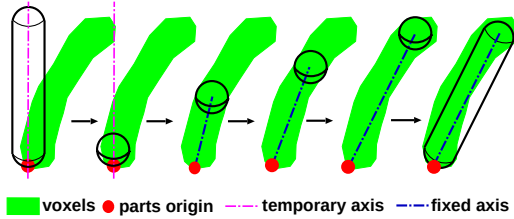


図 5 球形テンプレート走査による円筒モデルへのフィッティング

人体ボリュームのなかでもっとも高い点であると仮定して求める^(注3) 次に、**HT** から一定の高さだけ低い水平面で人体ボリュームをスライスした重心を頭部品の仮の重心 **head_g** と仮定し、**head_g** と **HT** とを結ぶ単位ベクトルを頭の軸 **HeadAxis** とする。**HT** から **HeadAxis** に逆方向に **HeadLength** だけ離れた点を首中心 **N** とする。さらに、**N** から左右^(注4) にもっとも離れた座標をそれぞれ左肩 **S_l**、右肩 **S_r** とする。以上の処理で、基準となる4点が求まったので、**N**、**S_l**、**S_r** を始点として、図 3(b) に示されるように、左右の肘 **E_l**、**E_r**、左右の手先 **H_l**、**H_r**、および、腰 **W** を決定する。これらの円筒部品モデルへのフィッティングは、図 5 に示すように、球状の立体テンプレートを検出したボリュームとの交差が最大になるように位置を修正しながら探索開始点から端点の方向に向かって走査し、探索終了点と開始点とを結ぶ線分を円筒の軸とするものである。以上の処理によって、上半身の姿勢が推定できる。

4. 実 験

まず、自己負荷量を用いるにあたり、第 4.1 章では、第 3. 章で述べたフィッティング手法を用いた姿勢計測の精度を、再現性のあるマネキンを用いて計測した。次に、第 4.2 章では、実際の人間を対象として、提示されたタスクがない場合と 2 種類 3 段階の複雑さを持つタスクを遂行する負荷実験を行い、各状況下において自己負荷量を求め、実験タスク負荷との相関を調べた。

計測は、図 6 の実験空間においてカメラ 9 台を使用して行なった。9 台のカメラにより撮影された画像から、視体積交差法により実験空間内の人物の 3 次元形状を復元する。復元された形状は、実験環境に設定されたワールド座標系におけるボクセルの座標値として表される。復元の精度は、空間的にはボクセル間隔 2cm であり、時間的には秒間約 9.1 フレームである。

4.1 姿勢推定の精度検証

あらかじめ分度器により部位角度を調節したマネキンを実験

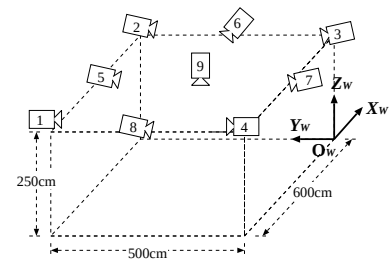


図 6 実験空間とカメラ配置

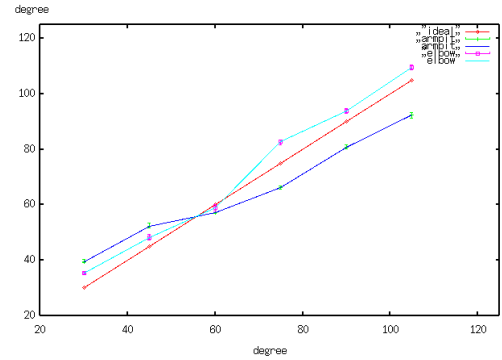


図 7 マネキンを用いた姿勢計測精度評価結果 (上腕 (紺色) と下腕 (シアン色)。赤は理想直線を示している)

空間中に置き、9 台のカメラで撮影する。視体積交差法により撮影画像から 3 次元人体形状を復元し、3 次元人体モデルとフィッティングして計測した角度と真値との比較を行い、精度を調べた。計測は 3 回行い、マネキンに設定した関節角度と計測により得られた角度の例を図 7 に示す。

その結果、腕の計測において誤差は最悪値で 13.8 (deg) であった。腰、頭については、それぞれ、7.0 (deg)、6.0 (deg) であり、以下の負荷実験において十分実用になる値であった。ただし、人体形状と人体モデルのフィッティングの段階で改善すべき点が多く、腕が体に寄り添った状態でのフィッティングに失敗しやすい、身体の捻りや人体部位の方向が測定できない、などの問題がある。

4.2 負荷実験

人の自己負荷量と作業の負荷との関連を調べるため、内容が同じで被験者に求められる集中度や動作量が 3 段階に異なる実験を 2 種類行なった。実験のタスクは上半身のみを用いるものに限っており、撮影空間の制限による影響も考慮して、復元する 3 次元人体形状は上半身のみである。両方の実験において、被験者は中央の椅子に座り、前方の PC の画面を見ながら与えられた作業を行う。図 8 に実験環境を示す。

第一の試験は、ノート PC にテレビ番組を表示しておき、被験者には実験の準備中であると告げて待機してもらう。その間、集中や作業が必要でない場合の人間の姿勢や動作を 28 秒間計測して、瞬間自己負荷量 sl の最小値 sl_0 を調べた。

第二の試験では、黒い背景の画像中に、28 秒間で 4 回、白い画像が一定時間表示される。被験者には、白い画像が表示され、かつ黒い背景に戻る前に胸の前方 40cm で手を一度叩く様に知らせてある。観測する動作は、手を叩く所も含めた 28 秒間であ

(注3)：手を頭以上に挙げているような場合は考慮していない。

(注4)：本実験では人体の表裏の判別のために、頭にマーカーつき帽子を被った。

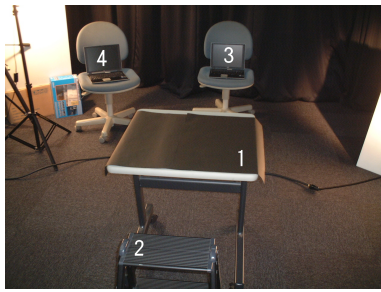


図 8 負荷実験環境

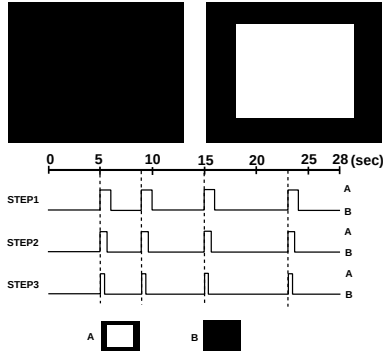


図 9 負荷実験 2 の表示画面と表示タイミング



図 10 負荷実験 2 の様子 1

る。表示時間は被験者に対して特に知らせないが、実行の前に表示されている様子を見る機会があり、各自で確認できる。白い画像の表示時間を 1.0 秒、0.6 秒、0.4 秒と短くし、実験タスクを遂行するために必要な集中度を 3 段階に増加させて計測を行った。表示させる画像と表示タイミングは図 9 である。実験の様子を図 10 に示す。

第三の試験では、図 11 のように PC の画面中に START と書かれたボタンがあり、これを押すと、四角い CATCH と書かれた枠が画面上を一定速度で移動する。マウスで四角い枠の内側をクリックすると枠は停止する。被験者には、マウスを用いてこの枠を停止させ、停止したら再び START を押し、また枠を停止させる、という行動を取るように知らせてある。行動の時間は 28 秒間である。枠の移動速度は秒速 200, 400, 600 ピクセルと 3 段階に速くし、実験タスクを遂行するために必要な動作量を 3 段階に増加させて計測を行った。実験の様子を図 12 に示す。

4.3 実験結果と考察

実験 1 により測定された姿勢と動作に対して、瞬間自己負荷量 sl の最小値 sl_0 を表 2 に示す。以後この値を安息時自己負荷

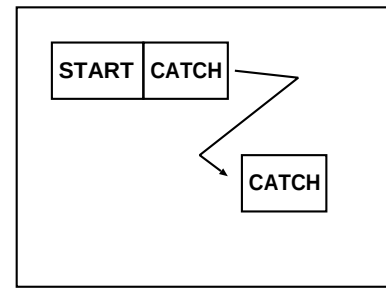


図 11 負荷実験 3 の画像



図 12 負荷実験 3 の様子 1

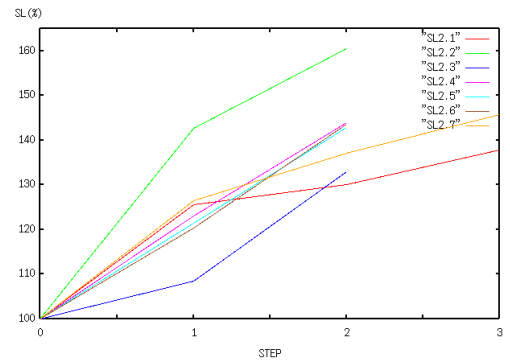


図 13 負荷実験 2 の実験段階と $SL(\%)$

量とする。この値は、本来 0 に近いと予想されるが、現実には人の感じる楽な姿勢においても何らかの姿勢維持エネルギーが生じていると解釈される。また、安息時自己負荷量には 20% 程度の個人差が存在する。

被験者	sl_0
1	432.960
2	400.993
3	436.862
4	411.229
5	457.597
6	474.921
7	415.747

表 2 実験 1: sl_0

そこで、個人差を吸収するため、実験 2 及び実験 3 における自己負荷量 SL を、 $sl_0 = 100$ として比で表したものが図 13, 14 である。

図から読み取れるように、各実験において、タスクの要求する複雑度・集中度と自己負荷量の増加率 SL/sl_0 との間には強い

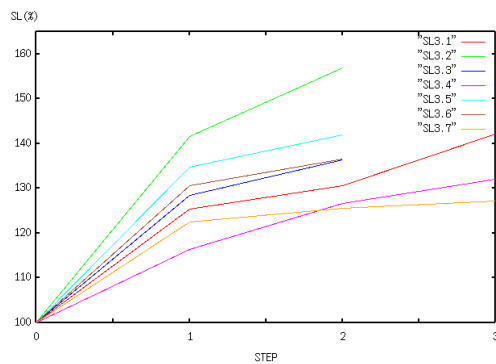


図 14 負荷実験 3 の実験段階と $SL(\%)$

相関がある。ただし、増加率には個人差があり、 SL の増加率から、直接集中度を求められるとは結論できない。

SL は、静的なエネルギー SL_S (位置エネルギーと姿勢維持エネルギーの和) と、動的なエネルギー SL_M (運動エネルギー) とに分類できるが、本実験において、それらを比較したところ、 SL_S が全体の 90% 以上を占めており、 SL の増加は主として速い動きに備えて斜めに身構えているような姿勢変化に因るものが大きいということがわかった。したがって、ある程度、集中度に近い人の状況を観測できたと考えている。

なお、実験結果において、タスクの複雑度レベル 3 のデータが欠落しているサンプルが多く見られるが、腕の動きが速すぎて画像上でボケを生じてしまい、人体ボリュームの復元に失敗している事例が多いこと、および、少数であるが実験の難しさについて行けず、動作を諦めてしまって計測不能になった例があったため、データからは除外した。これらの諦め事例以外では、被験者はおおむね実験に協力的であった。

5. 結論と将来展望

本研究では、機械が人間とのインタラクションを開始する手がかりを得るため、環境埋め込みカメラから得られる人体の形状データの利用を検討した。人が現在従事しているタスクへの集中度を定量化する試みとして、「自己負荷量」による姿勢・動作へのエネルギー投入量を定義した。その結果、人の内的な集中度との直接の関係は明らかでないが、タスク実行に協力的な被験者においては、タスクの要求する集中度と観測された自己負荷量との間に、強い相関があることが確認された。これは、自己負荷量があるタスクを実行するための姿勢や動きなど「構え」を計測できたことを示唆している。

本提案では姿勢や動きに現れない内面的な集中や緊張を計することは原理的に不可能であり、また、カメラによる視覚計測の限界のために、人がものに寄りかかってリラックスしている度合いなどを計測することも難しい。また、現時点では捻りなどの動作も考慮されていないなど表現を簡略化しすぎている恐れもある。しかし、知的な環境が人と共生する未来の日常生活において、人の体全体の姿勢や動きの視覚計測によって人の状態が計測できることは、限定的ではあっても、有効な手段になると期待している。

特に、部屋全体が知能機械となるようなインテリジェントルー

ムにおいて、人にいつ・どのようなサービスを提供するのかを判断したり、知的な自動車が運転手や乗客の頭・手足の動きを観察しながら、適切な運転情報やアメニティを提供したりするという応用はかなり有望である。

今後の研究課題としては、まず、人によってばらつきのある安楽時自己負荷量を適切に表現する方法を考える必要がある。次に、より適切に計画された多種の負荷試験を行い、自己負荷量と心理的集中度や心理的負荷量との関係をより広範囲に検証するとともに、ひとの状態を表現する特徴をより多く発見することも必要となろう。たとえば、単独の人物だけではなく複数人物間の関係を姿勢を通じて理解することも可能である。最後に、人の状態を観測するという目的の達成のためには、視線や顔の認識や音声認識などマルチモーダル情報をもちいた人の状態記述や理解システムの研究へと発展させるべきである。

文 献

- [1] 藤田 紘一郎. 共生の意味論 講談社ブルーバックス. ISBN : 406257196X
- [2] Andrew Wilson, Aaron Bobick. Learning Visual Behavior for Gesture Analysis. in Proc. IEEE Symposium on Computer Vision Coral Gables, Florida, November 19-21, 1995.
- [3] 神田 崇行, 石黒 浩. 知能ロボットの人間に与える印象に関する心理学的実験. 第 5 回ロボティクスシンポジウム, 2000.
- [4] 神田 崇行, 石黒 浩, 小野 哲雄, 今井 倫太, 中津 良平. 人間と相互作用する自律型ロボット ROBOVIE の評価. 日本ロボット学会誌 Vol.20 No.3 pp.1-9, 2002.
- [5] 高橋 和彦. 簡易脳波計測装置を用いた感情識別の一考察 第 3 報 SVM による識別. 第 12 回インテリジェントシステムシンポジウム講演論文集, pp.365-368, 2002.
- [6] Seki Makito, Shimotani Mitsuo, Sumi Kazuhiko, Measurement of Driver's Facial Direction, proc. IMEKO XV World Congress, pp.51-56, June, 1999
- [7] 坂口竜己, 山田寛, 森島繁生, 顔画像を元にした 3 次元感情モデルの構築とその評価, 信学論 D-II, Vol.J80-A, No.8, pp.1279-1284, 1997
- [8] 北原義典, 東倉洋一, 音声の韻律情報と感情表現, 信学技報, SP88-158, 1989
- [9] 林 健太郎, 橋本 学, 鷲見 和彦, 頑健性と精緻性を備えた顔特徴点追跡による顔方向推定, 信学論 D-II, Vol.J84-DII, No.8, pp.1762-1771, 2001
- [10] D.M.Gavrila and L.S.Davis. 3-D model-based tracking of humans in action: a multi-view approach. in Proc. IEEE Computer Vision and Pattern Recognition, San Francisco, 1996.
- [11] 村上裕介, 松山隆司, 3 次元ボクセルデータに基づく人体の姿勢推定, 情処研報 CVIM-138, Vol.2003, No.41, pp.23-30, 2003
- [12] 中田 亨, 森 武俊, 佐藤 知正. ロボットの身体動作表現と生成される印象とのラバン特徴量を介した定量的相関分析. 日本ロボット学会誌 Vol.19 No.2 pp.1-8, 2002.
- [13] I.Bartenieff, D.Lewis. Body Movement - Coping with the environment. Gordon and Breach Publishers, 1980.
- [14] 栗原 一貴, 鈴木 一郎, 山根 克, 中村 仁彦. モーションキャプチャと詳細人体モデルを用いた逆運動学計算による筋骨格力学計算. 第 20 回日本ロボット学会学術講演会予稿集, 3C15, 2002.