

# ハプティックビジョンに基づく 能動的レオロジー物体モデリングのための粘弾性特徴抽出

†植田 直樹 †櫛浜 斎延  
‡平井 慎一 †田中 弘美

†立命館大学 理工学部 情報学科  
‡立命館大学 理工学部 ロボティクス学科

**概要** リアリティの高い仮想空間を構築するためには、実世界に存在する様々な特性を有する柔軟物体をモデリングする必要がある。そこで本論文ではハプティックビジョンに基づき、弾性と粘塑性の相反する両方の変形特性を持つレオロジー物体の粘弾性特徴を自動的に抽出する方法を提案する。まず、ハプティックビジョンに基づき、対象の3次元形状と姿勢に基づき接触点を選択し、ロボットハンドを用いて加重し強制的に変形させる。同時にロボットハンドに搭載した圧力センサから接触力の変化の力フィードバックデータと、レンジファインダから物体の変形過程を連続的に計測した3次元形状データを獲得する。次に、得られた3次元形状変形データと力フィードバックデータとの相互関係の解析から、レオロジー物体の粘弾性パラメータを自動的に抽出する。ばねとパイ生地を用いた実験結果から、提案手法が弾性体やレオロジー特性を持つ柔軟物体の粘弾性特徴抽出に有効であることを確認した。

## Extracting Rheological Properties of Deformable Objects with Haptic Vision

†Naoki Ueda †Kiyotaka Kushihama  
‡Shinito Hirai †Hiromi T. TANAKA

†Department of Computer Science, Ritsumeikan University  
‡Department of Robotics, Ritsumeikan University

**Abstract** Virtual Reality technology provides a new methodology for human interface with realistic sensation. Recently, haptic interface has been intensively studied for providing a sense of touch. Moreover, high-performance force- feedback displays also have been developed for realizing haptic interface with the virtual environment. In this paper, we propose a novel approach to extraction of rheological properties of deformable objects based on haptic vision approach, which was proposed for vision-based automatic construction of virtual space simulator. Haptic vision is based on active sensing and realtime image understanding methodology, which enables objects in the virtual space to behave, and change realistically with virtual force, and to be operated with a sense of real touch through haptic interface devices. Experimental results showed the validity and effectiveness of the proposed approach.

## 1 はじめに

バーチャルリアリティ(VR)の新規性は、実世界に依拠した「体験」を提供することにあり、実世界に存在する種々の物体やその現象、振る舞いに忠実なシミュレータを実現することが本質的な課題である。最近では触覚の重要性から、触覚/力フィードバックデバイスも実用化され、VRをはじめ医療ロボティクスや心理学の分野においても視覚とさらに触覚に基づくインターフェース実現へ向けて勢力的に研究が進められている [1][2]。

仮想空間でリアリティの高い操作シミュレーションを実現するには、対象の3次元形状、テクスチャなどの視

覚情報、重量、摩擦、弾性等の力学的物理特性、物体相互の拘束関係、さらには機能を表す触覚および力フィードバックのためのデータが必要となる。そこで我々は、実世界に忠実な仮想空間シミュレータを自動構築するために「触れて視る」ハプティックビジョン構想 [3] を提案し、物体の重量、摩擦、相互拘束関係等の触覚情報を自動獲得する研究を進めている [4][5][6]。

リアリティの高い仮想空間を構築するためには、実世界に存在する様々な特性を有する柔軟物体をモデリングする必要がある。柔軟物体は外力の作用により変形し、変形後の挙動により大きく3つに分類される。弾性物

体は元の形状に復元し、塑性物体は形状の復元がない。弾性と粘塑性の相反する両方の粘弾性変形特性を有する物体はレオロジー物体と呼ばれ、復元がみられるが完全な元の形状には戻らず残留変形が大きい。従来より、弾性物体と塑性物体を対象とした柔軟物体のモデリングの研究が進められてきた。Terzopoulous らが弾性物体や塑性物体のコンピュータグラフィックスモデルを提案している [8][9]。Joukhaider らは変形物体間の衝突シミュレーションを行っている [10]。Chai らはバーチャルリアリティにおける変形シミュレーションを提案している [11]。しかし、実世界においてこのような理想的な物体は極めて少なく、一般には、食品や生体組織などを含むレオロジー物体が多く存在する。そのため、レオロジー物体の変形挙動をモデル化することが期待されているが、その方法は確立されていない。

そこで本論文ではハプティックビジョンに基づき、レオロジー特性を持つ柔軟物体の粘弾性特徴を自動的に抽出する方法を提案する。本手法は、1) 物体に外力を作用することにより加重し強制的に変形させ、その後の除重によるレオロジー物体の変形挙動を観測する部分と、2) 得られたデータから物体の粘弾性特徴を抽出する部分の2つのプロセスから構成される。まず、ハプティックビジョンに基づき、物体観測部分では対象の3次元形状と姿勢に基づき接触点を選択し、ロボットハンドを用いて加重する。同時にロボットハンドに搭載した圧力センサから接触力の変化のカフィードバックデータと、レンジファインダから物体の変形過程を連続的に計測した3次元形状データを獲得する。次に、物体の粘弾性特徴抽出部分では、得られた3次元形状変形データとカフィードバックデータとの相互関係の解析から、レオロジー物体の3要素モデル [7] の3種類の粘弾性パラメータを自動的に抽出する。ばねとパイ生地を用いた実験結果から、提案手法が弾性体やレオロジー特性を持つ柔軟物体の粘弾性特徴抽出に有効であることを確認した。

## 2 レオロジー物体 [12]

### 2.1 レオロジーの定義

レオロジーとは物質の変形と流動を取り扱う比較的新しい科学の一分野である。物体の変形や流動に関する物理学は、古くから弾性論や流体力学として存在する。弾性論はフックの法則を基本にして弾性固体を、流体力学は粘性のない流体およびニュートンの法則を基本とする粘性流体を、できる限り厳密にその挙動を追求しようとするものである。それに対しレオロジーでは、対象とする物質は問わず弾性論、塑性論、流体力学等を取り扱うには複雑すぎる物質や現象が研究対象になる。

例として、パイ生地や食肉などが挙げられるが、これらの物体は粘弾性特性を示すとともに残留変形が大きいという特性を有する [12][13]。

### 2.2 レオロジー物体の特性

図 1-(a) に示す初期形状を有する物体に外力を作用させると、図 1-(b) に示すように変形すると仮定する。レオロジー物体では、図 1-(e) に示すように、外力を取り除くと変位が少し減少するだけで、元の形状には戻らない。このときの減少した変位を戻り変位と呼ぶ。また、戻りきらなかった定常変位を残留変位と呼ぶ。図 1-(c) に示すように、弾性物体では外力を解放したとき元の状態に戻る。つまり、戻り変位があり、残留変位がない。塑性物体では図 1-(d) に示すように、外力を解放したときの形状が変形形状に一致する。つまり、残留変位があり、戻り変位がない。よって、レオロジー物体は (1) 残留変位を有する。(2) 戻り変位を有する。(3) 振動が減衰する、の特性を持つ。

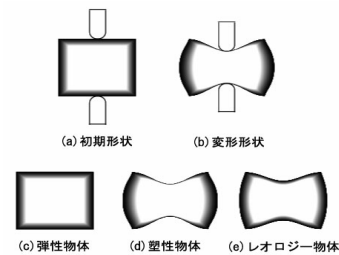


図 1: 弾性物体, 塑性物体, レオロジー物体

### 2.3 レオロジー物体の粘弾性3要素モデル [7]

本研究で用いるレオロジー物体の変形特性を表す力学モデルについて述べる。レオロジー物体は粘弾性特性を有するため、この粘弾性に着目してレオロジー物体モデルの基本単位となる粘弾性モデルを決定する。弾性と粘性を表現するために図 2-(a) に示す粘性要素と、図 2-(b) に示す弾性要素を導入する。これら2つの基本要素を、直列あるいは並列に複合結合することにより、力と変位の関係が表される。これをレオロジー要素と呼ぶ。

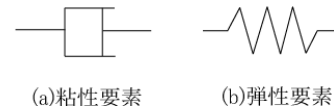


図 2: 基本要素

レオロジー要素が、レオロジー物体の特性である (1) 残留変位を有する, (2) 戻り変位を有する, (3) 振動が減衰するの3つ条件を満たせばよい。レオロジー要素は基本要素を直列, あるいは並列に接続した形で与えられる。並列接続を構成する要素はすべて同じ変位を持つ。同じ変位を有する基本要素の集合を部と呼ぶ。

レオロジー要素は部の直列結合とみなすことができる。粘性要素のみから成る残留変形部は戻り変位を持たない。一方、弾性要素を含む残留変形ならびに非残留変形部は、戻り変位を有する。また、弾性要素が部内に単独で存在する部には単振動が生じる。以上の条件より、レオロジー特性を有する要素数が最小であるレオロジー要素として、図3の3要素モデルが考えられる。

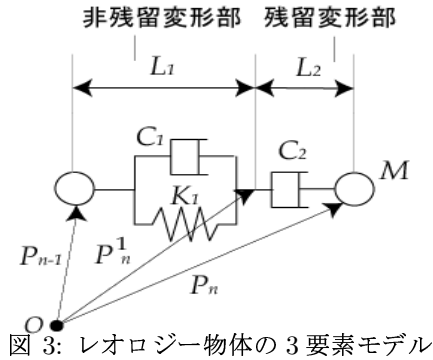


図3: レオロジー物体の3要素モデル

次に図3に示す3要素モデルを定式化する。座標系の原点を0とし、3要素モデルの両端の座標を  $P_{n-1}$ ,  $P_n$  とする。3要素モデル非残留変形部の弾性係数、粘性係数をそれぞれ  $K_1$ ,  $C_1$  とする。また、残留変形部の粘性係数を  $C_2$  とする。さらに非残留変形部の自然長を  $L_1$ 、残留変形部の自然長を  $L_2$  とし、両端の質量を  $M$  とする。残留変形部と非残留変形部の結合点の座標を  $P_n^1$  とする。さらに  $\mathbf{d}_n = \overrightarrow{P_n - P_{n-1}}$  と定義する。3点  $P_{n-1}$ ,  $P_n^1$ ,  $P_n$  はすべて一直線上に存在するので、 $P_n^1$  はパラメータ  $k$  を用いて、 $P_n^1 = k\mathbf{d}_n + P_{n-1}$  と表現できる。ここで、 $\mathbf{e}_n = \mathbf{d}_n / |\mathbf{d}_n|$  とすると、 $\mathbf{e}_n$  は時刻により変化する単位方向ベクトルを表す。また、 $Z_n = k|\mathbf{d}_n|$  とすると、 $Z_n$  は時刻により変化する長さ係数を示す。点  $P_n$  に作用する力を  $F_e$  とする。力  $F_e$  は非残留変形部にかかる力と等しいので、

$$F_e = -C_1 \dot{Z}_n \mathbf{e}_n - K_1 (Z_n - L_1) \mathbf{e}_n \quad (1)$$

と表すことができる。また、力  $F_e$  は残留変形部にかかる力と一致する。したがって、次式が成立する。

$$F_e = -C_2 \left( \frac{d}{dt} (|\mathbf{d}_n| - Z_n) \right) \mathbf{e}_n \quad (2)$$

質点  $P_n$  に働く外力を  $F_a$  とする。このとき、質点  $P_n$  の運動方程式は、次式で与えられる。

$$M \ddot{P}_n = F_e + F_a \quad (3)$$

式(1), (2), (3)が3要素モデルの運動方程式を与える。なお、他のレオロジー要素に対しても、同様の定式化が可能であり、質点の運動を計算することができる。

### 3 ハプティックビジョンに基づく能動的レオロジー物体モデリング

本研究では、図5に示すハプティックビジョンに基づき、レオロジー物体の粘弾性特徴を抽出する。まず、3次元形状や姿勢や重心位置に基づき、効果的にかつ安定に変形挙動を起こさせるために最適な接触点位置、外力の方向を選択し、ロボットハンドにより制御された既知外力を物体に作用する。その結果生じられた変形挙動を観測することにより物体の粘弾性情報を獲得する[3]。

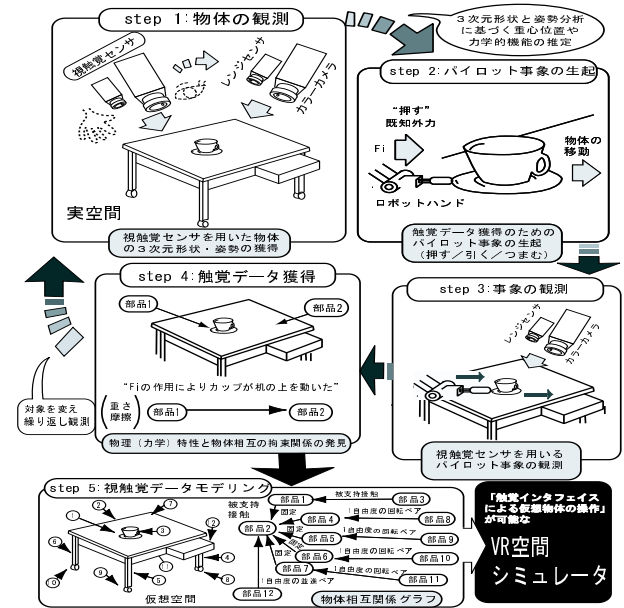


図4: ハプティックビジョン構想図

#### 3.1 物体形状に基づく接触点と接触力の推定

粘弾性パラメータ推定は、ロボットハンドのPush操作により、接触力を作用させ柔軟物体の変形を観測することを目的としており、回転・並進運動を発生させずに、変形のみを生み出す力を作用させる必要がある。そのためは、支持面に置かれ、安定平衡姿勢を保っている状態の柔軟物体に、その重心を通り、支持面に垂直な力を作用させるように接触する。接触力は鉛直上方から3次元重心を通る方向であり、接触点はTop Viewから得た物体領域の2次元重心である。さらに、Top Viewから得た2次元重心座標  $(x_t, y_t, z_t)$  の  $x_t$  と  $y_t$  が、それぞれ3次元重心座標  $(x_g, y_g, z_g)$  の  $x_g$  と  $y_g$  に等しくなければならない。したがって、本研究では、対象となる柔軟物体は鉛直面に対して対称性を持ち、3次元重心を含み支持面と垂直に交わる対称面が一つ以上存在しているものと仮定する。

### 3.2 能動的変形挙動観測

**Step 1.** 図 5 に、物体の変形挙動を観測するための接触点、接触力、観測点を示す。まず、対象物体を鉛直上方から観測し、Top View の 2 次元重心、およびその重心を含む対称面  $S$  を推定する。

**Step 2.** ロボットハンドによる鉛直方向からの加重によって起こされる物体の変形挙動を最も安定に観測するために、レンジファインダを  $S$  に垂直になるような視点 (図 5 の  $Pos.P_s$ ) 移動させる。

**Step 3.** Top View の 2 次元画像の重心  $G_{top}$  を通る表面点  $P_c$  を接触点とし、ロボットハンドの Push 操作により鉛直下方に一定速度の接触力を作用する。

**Step 4.** ロボットハンドに搭載された力フィードバックセンサを用いて、接触力の変化を観測する。

**Step 5.** カメラとレンジファインダを用いて 3 次元形状の変形挙動を観測する。

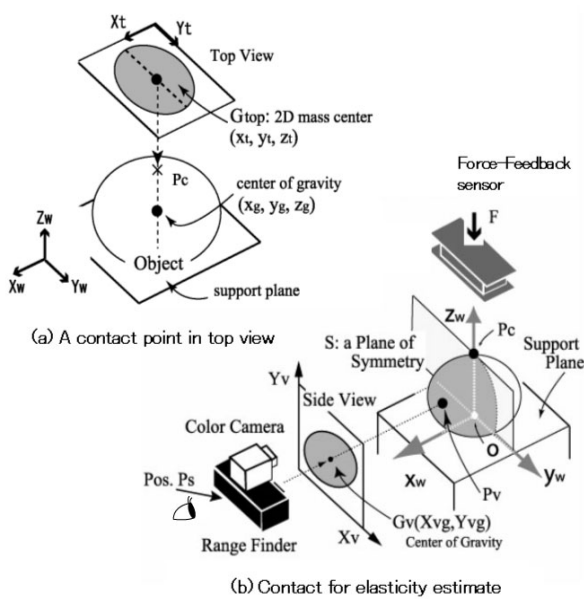


図 5: 接触点及び観測視点の抽出

### 3.3 レオロジー物体の粘弾性特性抽出

#### 3.3.1 レオロジー物体の状態変化

図 6 に、レオロジー物体の変形挙動を観測した、1) 物体形状の高さと、2) 接触力、の変遷を示す。レオロジー物体が基本要素単体であると仮定すると、図 6(a)~(d) のように変化し、ロボットハンドの Push 操作による加重、除重を境に 3 つの Phase に分けられ、Phase 毎に 3 要素パラメータを決定することができる。

**Phase 1:**  $t_c-t_s$  間は、強制変位を与えるので、図 6(b) のように残留変形部、非残留変形部が共に縮む。つま

り、 $C_1, C_2, K_1$  が作用する。

**Phase 2:**  $t_s-t_e$  間は、図 6(b)~(c) の変化が生じる。加重を停止し変位一定の状態なので、非残留変形部内部では弾性要素の反発力では元に戻ろうとする。また、そこで発生した反発力により残留変形部の粘性要素が縮む。また、弾性要素が戻るにつれ反発力が指数減衰してゆき、ある程度時間が経過すると図 6(c) の状態になり、残留変形部と非残留変形部がつり合い、発生する力も収束する。よって、 $C_1, C_2, K_1$  が作用する。

**Phase 3:**  $t_e$  以後は、外力が解放されるので図 6(d) のように非残留変形部の弾性要素が自然長に戻り、残留変形部は変化しない。この際、非残留変形部の粘性要素が変形を妨げるので、変位は指数減衰的に変化し、その後、安定する。よって、 $C_1, K_1$  のみが作用する。

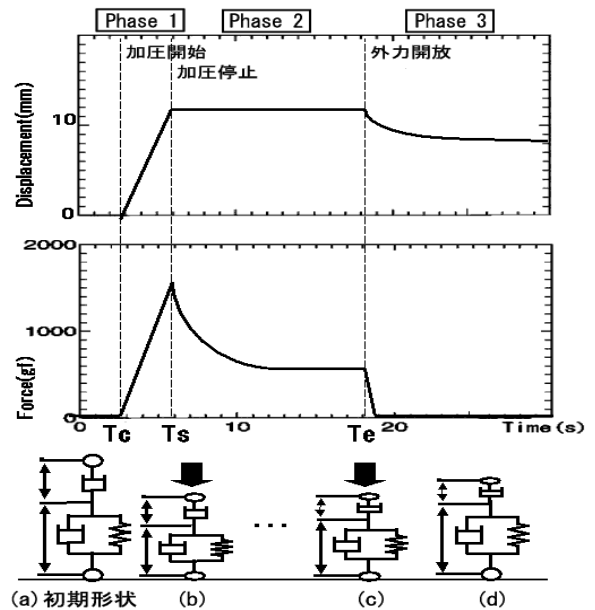


図 6: 変形中のレオロジー要素の状態の変遷

各 Phase の特徴に着目し、粘弾性係数を推定する。Phase 2, Phase 3 でみられる変位と力の指数減衰変化は作用する粘弾性特性の比率により決定する。よって、その変化を解析することにより 1)Phase 2 の力の減衰から  $C_1, C_2, K_1$  の関係を獲得し、2)Phase 3 の変位の減衰から  $C_1, K_1$  の関係を獲得する。また、戻り変位は弾性要素に依存していると考えらるので、3) 戻り変位と Phase 2 での力の収束値からフックの法則を用いることにより弾性係数  $K_1$  の推定を行う。以上の関係より 3 要素粘弾性パラメータ  $C_1, C_2, K_1$  を推定する。

### 3.3.2 段階的 3 要素パラメータ推定の流れ

#### Step 1: 力の減衰傾向より $C_1, C_2, K_1$ 情報の獲得

まず、その関係式を導く必要がある。レオロジー物体に対して加圧させている状態で力の緩和を示す曲線を指数減衰曲線と呼ぶ。力を  $S$ 、最大力を  $S_0$ 、経過時間を  $t$ 、収束したときの力を  $F$  とすると力の緩和は式 (4) で表される。

$$S = S_0 e^{-\frac{t}{\tau}} + F \quad (4)$$

また、 $\tau$  は緩和時間と呼ばれ、作用している粘性係数を  $\eta$ 、弾性係数を  $G$  とすると式 (5) で定義される。

$$\tau = \frac{\eta}{G} \quad (5)$$

外力作用中のレオロジー物体は図 6 の  $t_s-t_e$  間で変位一定の状態、弾性要素の反発力で元に戻ると同時に残留変形部の粘性要素が縮む。よって、力の緩和は 3 要素パラメータ  $C_1, C_2, K_1$  が作用していると考えられる。そのため、緩和時間  $\tau$  を 3 要素パラメータを用いて導出する必要がある。

まず、2.3.1 の (1), (2) 式から  $F_e$  を消去し  $Z_n$  を導出する。このとき、降下を停止しており変位が一定なので  $d/dt|dn| = 0$  とすることができ、次式が得られる。

$$\dot{Z}_n = -\frac{K_1}{C_1 + C_2} Z_n + \frac{K_1 L_1}{C_1 + C_2} \quad (6)$$

よって、ある積分定数  $a$  を与えることによって  $\dot{Z}_n$  は (7) 式のように導出できる。

$$\dot{Z}_n = -\frac{K_1 a}{C_1 + C_2} e^{-\frac{K_1 t}{C_1 + C_2}} \quad (7)$$

次に式 (2) に代入することで、力の指数減衰変化を表す (8) 式が得られる。

$$S = \frac{a K_1 C_2}{C_1 + C_2} \cdot e^{-\frac{K_1 t}{C_1 + C_2}} \quad (8)$$

ここで、式 (4) と式 (8) の指数部分を比較することにより、緩和時間  $\tau$  を  $C_1, C_2, K_1$  で表すことができる。

$$\tau = \frac{C_1 + C_2}{K_1} \quad (9)$$

よって、 $\tau$  と 3 要素パラメータとの関係式が導出された。つまり、力が緩和している部分を式 (4) でフィッティングすることで緩和時間  $\tau$  を推定でき  $C_1, C_2, K_1$  の関係がわかる。

#### Step 2: 変位減衰傾向より $C_1, K_1$ 情報の獲得

同様に、外力開放後の変位の緩和を示す曲線も指数減衰曲線と呼ばれ、その傾向は変位を  $\lambda$ 、最大変位に  $\lambda_\infty$ 、永久ひずみ  $H$  とすると式 (10) で表すことができる。

$$\lambda = \lambda_\infty e^{-\frac{t}{\gamma}} + H \quad (10)$$

ただし、 $\gamma$  は遅延時間と呼ばれ、作用している粘弾性パラメータに依存し、式 (11) で定義される。

$$\gamma = \frac{\eta}{G} \quad (11)$$

戻り変位は図 6(e) のように非残留変位部の  $C_1, K_1$  のみに影響するので、遅延時間  $\gamma$  は (11) 式から (12) 式のように考えられる。

$$\gamma = \frac{C_1}{K_1} \quad (12)$$

よって、外力解放後、変位が減少している部分を式 (10) でフィッティングすることで遅延時間  $\gamma$  が推定でき  $C_1, K_1$  の関係がわかる。

#### Step 3: 弾性係数 $K_1$ の推定

戻り変位は弾性要素に依存していると考えられるので、力の収束値と戻り変位からフックの法則を用いることにより推定を行う。(4) 式より力の収束値  $F$  が推定でき、(10) 式より、戻り変位  $\lambda_\infty$  を推定できる。よって、フックの法則を用いることにより式 (13) より弾性係数  $K_1$  を推定できる。

$$F = K_1 \lambda_\infty \quad (13)$$

#### Step 4: 粘弾性パラメータ $C_1, C_2, K_1$ の決定

式 (9), 式 (12), 式 (13) の関係から、3 要素粘弾性パラメータ  $C_1, C_2, K_1$  を決定する。

## 4 実験

### 4.1 ハプティックビジョンシステム

図 7 示すハプティックビジョンシステムを用いて粘弾性特徴抽出実験を行った。三菱製ロボットマニピュレータ (RV-E2) を 2 台使用した。1 台のロボットマニピュレータを Vision Robot とし、アームの先端には CKD 社製レンジファインダ (Cubic Scope)、東芝製 CCD カメラが取り付けられており、物体形状情報や変形挙動の視覚的観測に用いる。レンジファインダは Windows で制御しており、距離画像 1 枚あたり 1.16sec 要する。また、もう一台のマニピュレータは Haptic Robot とし、ハンドの先端には ISHIDA 製の MG-6000 デジタル定量評のロードセルユニットが取り付けられており、先端にかかる反力 (触覚情報) をリアルタイムに観測できる。A/D コンバータの 1 カウントあたり 0.4g 重として 50msec の間隔で取り込まれる。

### 4.2 実験内容

ばね (3 種類)、レオロジー物体を用いて変形実験を行う。レオロジー物体の材料は、小麦粉と水を 3:1 の重量比で混ぜ合わせ練ったもので、初期形状は縦、横、高さが 85mm, 60mm, 40mm の直方体である。

本実験では、ロードセルユニットを取り付けたロボットマニピュレータを上から押し付けることによって、対象物体を変形させる。ロードセルユニットと物体の接触

部分は平板である。ばねとレオロジー物体の変形実験において、まずロードセルユニットを垂直下方向に移動させ、対象物体の中央部に接触させる。次に、入力した変位が生じる位置まで垂直下方向に押し付けて、カフィードバックデータが一定値に落ち着くまで保持する。これは、物体の振動を減衰させるためである。また、この間の物体の形状変化を距離画像で撮影する。今回、レオロジー物体では、鉛直下方向に 10mm, 15mm の 2 通りの変位を与え、また、各々降下速度はロボットで設定されている速度単位である SP0(約 1.3mm/sec), SP2(約 7.7mm/sec) の 2 通り、計 4 通りにおいて実験を行った。

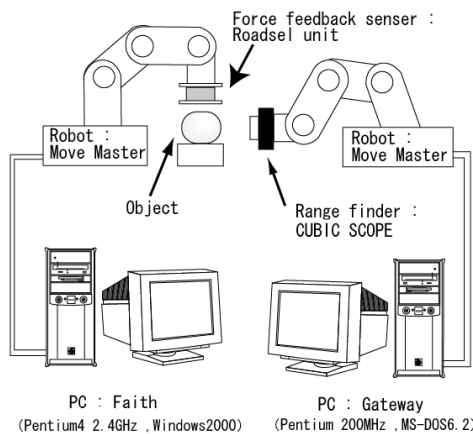


図 7: 三次元変形形状リアルタイム計測システム構成図

### 4.3 実験結果

#### 4.3.1 ばねの弾性係数推定

約 1~2.5cm 押し、数秒間押した状態のまま振動が減衰するのを待つ。その間、50 枚の距離画像を獲得した。カデータとばねの高さの推移を図 8~10 に示す。ばねは 1 次元の変形であるので、外力  $F$  と外力方向に生じる変位  $d$  を用いてフックの法則により、弾性係数  $E$  を求めた。

$$F = Ed \quad (14)$$

表 1 に示すように、ばねのような 1 次元の方向にしか変化しない物体ならば、我々が使用しているカフィードバックセンサとレンジファインダで得られるデータから推定した弾性係数は誤差 5% 以内で収まる。また、ばねの製造元によると使用したばねの許容差は  $\pm 10$  であるので、本システムが安定かつ十分な推定ができることが確認できる。

表 1: ばねの弾性係数の推定結果

	推定値 (kgf/mm)	真値 (kgf/mm)	誤差 (%)
ばね 1	0.38575	0.37	4.26
ばね 2	0.728684	0.76	4.12
ばね 3	1.174883	1.13	3.97

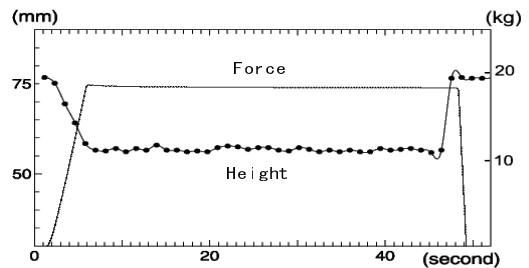


図 8: Spring1

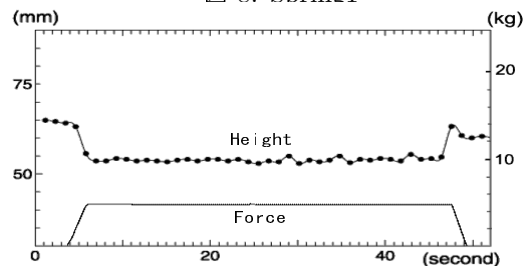


図 9: Spring2

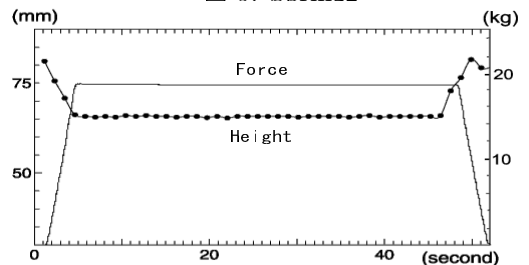


図 10: Spring3

#### 4.3.2 レオロジー物体の粘弾性係数の推定

2 通りの降下速度で 10mm または 15mm 押し下げ、その状態のまま振動が減衰するのを待つ。その後、外力を解放し十分な時間観測した。力と高さの推移を図 11, 12 に示す。カデータから力が減衰する部分だけを取り出し (4) 式にてフィッティングした結果を図 13, 14 で示す。同様に、高さデータから変位を獲得し、外力開放後、変位が減少する部分だけを取り出し (10) 式にてフィッティングした結果を図 15, 16 で示す。グラフ上でフィッティングにて得られたものを実線にて示している。フィッティングの結果から 3 要素パラメータを決定するために必要な緩和時間  $\tau$ 、遅延時間  $\gamma$ 、戻り変位  $\lambda_\infty$ 、力の収束値  $F$  を獲得する。その結果を表 2 に示す。

表 2: 推定結果

降下速度 (mm/sec)	降下量 (mm)	$\tau$	$\gamma$	$\lambda_\infty$ (mm)	F (gf)
1.3 (SP0)	10	38.30	16.80	0.98	500.74
	15	62.70	17.22	2.01	1138.6
7.7 (SP2)	10	37.35	17.64	1.27	642.15
	15	36.93	21.37	0.63	824.5

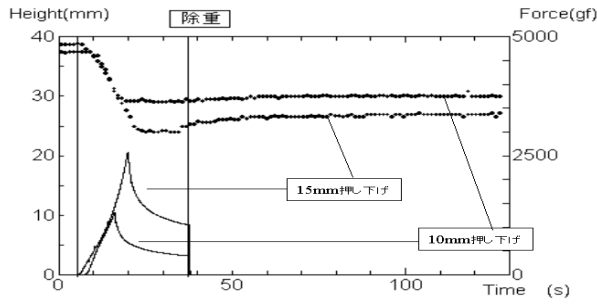


図 11: 力と高さの推移 (sp0)

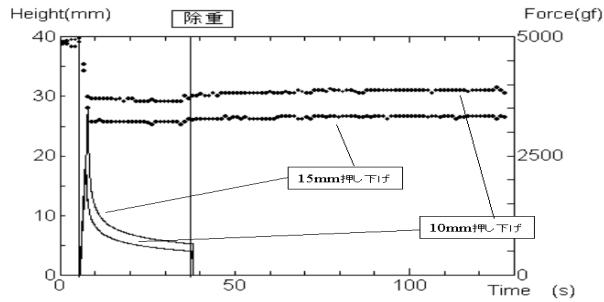


図 12: 力と高さの推移 (sp2)

### 4.3.3 3要素パラメータ推定結果

以上のデータを用いて3要素パラメータを推定した結果を表3に示す。

表 3: 3要素パラメータ推定結果

降下速度 (mm/sec)	降下量 (mm)	$K_1$ (gf/mm)	$C_1$ (gf · s/mm)	$C_2$ (gf · s/mm)
1.3 (SP0)	10	511.626	8594.42	11002.6
	15	565.183	9732.28	25959.7
7.7 (SP2)	10	507.318	8948.79	9999.21
	15	1304.54	27880.2	20299.8

実物体から変形特徴パラメータを抽出する場合、気温や湿度等、微妙な変化で値が大きく変わるため並びの数が合えば有効だといえる。よって、表3より推定した $C_1$ ,  $K_1$ の値はSP2で降下量15mmを除いて有効な結果が得られたことがわかる。違いが生じた要因として時間の経過と共にレオロジー物体の特性が変化したと考えられる。また、 $C_2$ についてみると押し下げる速度に関係なく降下量が同じ場合に近い値が得られる結果となった。

### 4.3.4 3要素シミュレーションモデル評価

次に推定した3要素パラメータの有効性を検討する。そこで、抽出された粘弾性パラメータを立命館大学ロボティクス学科平井研究室にて開発している3要素シミュ

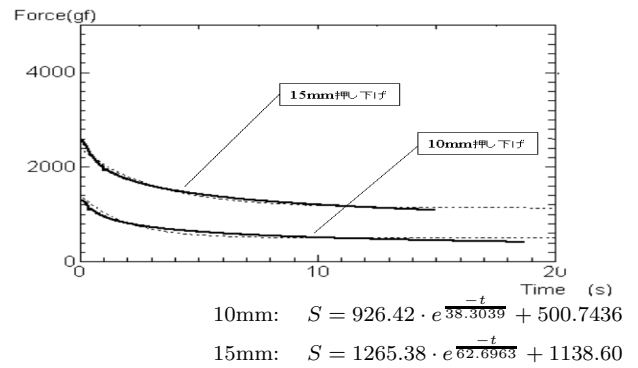


図 13: カグラフからの $\tau$ 推定 (sp0)

$$10\text{mm}: S = 926.42 \cdot e^{\frac{-t}{38.3039}} + 500.7436$$

$$15\text{mm}: S = 1265.38 \cdot e^{\frac{-t}{62.6963}} + 1138.60$$

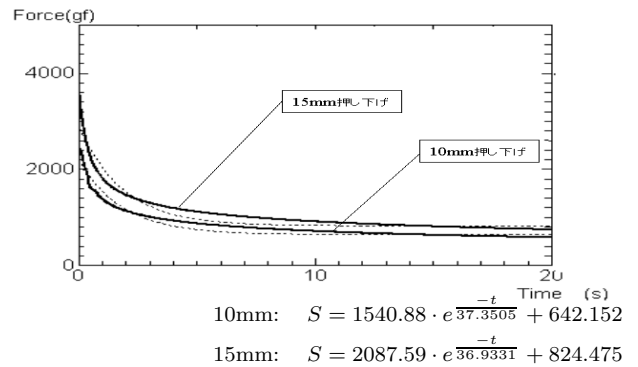


図 14: カグラフからの $\tau$ 推定 (sp2)

$$10\text{mm}: S = 1540.88 \cdot e^{\frac{-t}{37.3505}} + 642.152$$

$$15\text{mm}: S = 2087.59 \cdot e^{\frac{-t}{36.9331}} + 824.475$$

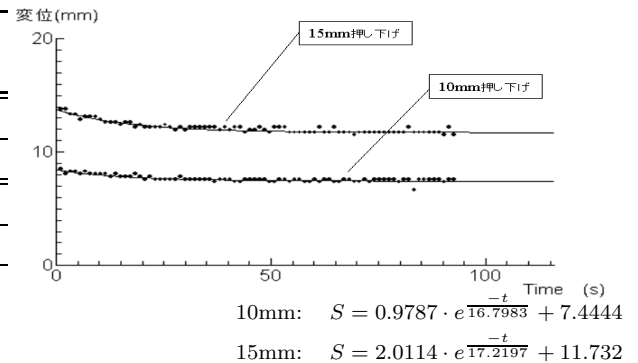


図 15: 変位グラフからの $\gamma$ 推定 (sp0)

$$10\text{mm}: S = 0.9787 \cdot e^{\frac{-t}{16.7983}} + 7.4444$$

$$15\text{mm}: S = 2.0114 \cdot e^{\frac{-t}{17.2197}} + 11.732$$

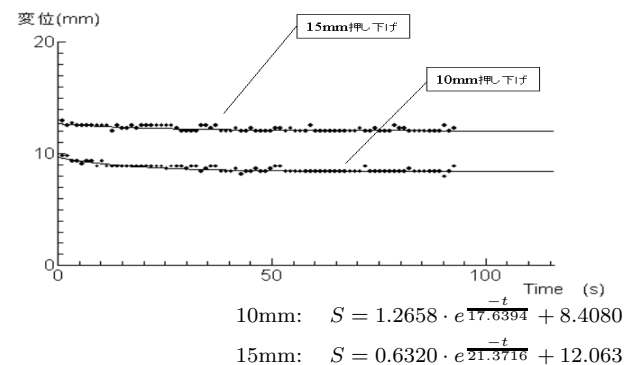


図 16: 変位グラフからの $\gamma$ 推定 (sp2)

$$10\text{mm}: S = 1.2658 \cdot e^{\frac{-t}{17.6394}} + 8.4080$$

$$15\text{mm}: S = 0.6320 \cdot e^{\frac{-t}{21.3716}} + 12.063$$

レーションモデルの入力値として、シミュレーションモデルの評価を行った。推定した3要素パラメータを入力値とし変形シミュレーションを行い、実際のレオロジー物体の変形形状と比較する。

図17は、外力開放後十分な時間が経過したときの距離画像とシミュレーション比較である。距離画像は比較しやすくするために画像処理を加えている。数値として比較するために実物体の変形形状と、シミュレート結果からそれぞれ戻り変位と残留変位を求めた。比較結果を表4に示す。

表4: 戻り変位, 残留変位の比較

降下速度 (mm/sec)	降下量 (mm)	戻り変位 (mm)		残留変位 (mm)	
		実測値	シミュレーションモデル値	実測値	シミュレーションモデル値
1.3 (SP0)	10	2.1472	2.9378	7.8528	7.0622
	15	2.8571	7.8970	11.688	7.1030
7.7 (SP2)	10	1.5789	2.1976	8.4211	7.8024
	15	1.9822	1.7730	13.018	13.227

図17をみると変形形状としては相似した結果が得られた。また、表4に示すように戻り変位、残留変位の量は実測値、シミュレート結果で、並びの数から見ても有効な値であることがわかる。これによりレオロジー物体のモデリングをする上で本研究で用いた3要素モデルの有効性、本論文で提案した粘弾性特性抽出が共に有効であることが確認できる。

## 5 まとめ

本論文ではハプティックビジョンに基づき、弾性と粘塑性の相反する両方の変形特性を持つレオロジー物体の粘弾性特徴を自動的に抽出する方法を提案した。まず、ハプティックビジョンに基づき、対象の3次元形状と姿勢に基づき接触点を選択し、ロボットハンドを用いて加重し強制的に変形させる。同時にロボットハンドに搭載した圧力センサから接触力の変化のカフィードバックデータと、レンジファインダから物体の変形過程を連続的に計測した3次元形状データを獲得した。獲得されたカフィードバックデータと変形データの解析から、データにみられる指数減衰的な特性に着目することにより、3要素パラメータ抽出手法を確立した。

今後は推定した粘弾性パラメータの信頼度を高めるために、力と変位データだけではなく、体積変化、表面形状変化などの3次元要素を有するデータも考慮に入れる必要がある。

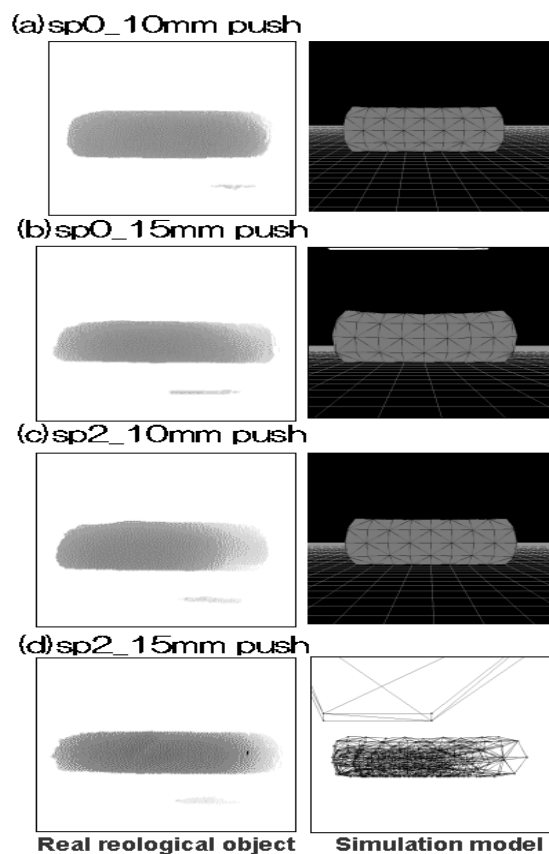


図17: 実画像とシミュレーション結果比較

## 参考文献

- [1] Thomas H. Massie and J. K. Salisbury: "The PHANTOM Haptic Interface: A Device for Probing Virtual Objects," Proc. of the ASME Dynamic System and Control Division Chicago, IL, NOV, 1994.
- [2] 佐藤 誠, 岩田 洋夫: "触覚のリアリティ," 仮想現実学への序曲—バーチャルリアリティ ドリフター, pp.110-116, 1994.
- [3] 田中弘美, 安部慶喜, 山岡勝, 田島論, 佐藤高志: "ハプティックインターフェース実現のための能動触覚", 情報研報, CV IM 111-10, pp.73-80, 1998.
- [4] 山岡勝, 田中弘美: "仮想空間シミュレータ自動構築のためのハプティックビジョンに基づく物体間の水平支持接触拘束抽出", 電子情報通信学会論文誌, Vol.j84-D-II NO.7,2001.
- [5] 安部慶喜, 田中士郎, 田中弘美: "能動触覚に基づく物体の重量推定", 情報研報, CVIM119-6, pp.41-48,1999.
- [6] 松下浩一郎, 松谷剛, 田中弘美: "ハプティックビジョンに基づく物体の機能推定", 情報研報, CVIM, NO.132-15,pp.103-110, March 8,2002.
- [7] 徳本 真一, 平井 慎一: "形状制御のためのレオロジー物体の変形モデリング," 日本ロボット学会誌, vol.18, No.8, pp.1141-1148, 2000.
- [8] D.Terzopoulous, J.Platt, A.Barr, and K.Fleisher: "Elastically Deformable Modela," Computer Graphics, vol.21, no.4, pp.205-214, 1987.
- [9] D.Terzopoulous and K.Fleisher: "Modeling Inelastic Deformation," Computer Graphics, vol.22, no.4, pp.269-278, 1988.
- [10] A.Joukhader, A.Deguet and C. Laugie: "A Collision Model for Rigid and Deformable Bodies," Proc. IEEE Int. Conf. on Robotics and Automation, pp.982-988, 1998.
- [11] Y.Chai and G.R.Luecke: "Virtual Clay Modeling Using the ISU Exoskeleton," Proc. IEEE Virtual Reality Annual International Symposium, pp.76-80, 1988.
- [12] 村上謙吉: "レオロジー基礎論," 産業図書, 1991.
- [13] 中江利昭: "レオロジー工学とその応用技術," フジテクノシステム, 1991.