

実物体によるモーシヨクエリを用いた3次元形状モデル検索

小川 兼人[†] 伊藤 雄一[†] 安部 登樹[‡] 岸野 文郎[†]

我々は、ブロックをクエリとして用いる3次元形状モデル検索について検討を進めており、本稿では、組み立て形状に加え、ユーザがモデルから想起するモーシヨクエリとして用いる検索システムを提案する。モーシヨクエリは、ブロックに内蔵したジャイロセンサで取得したデータから平均、分散、エネルギー、周波数領域エントロピーなどの特徴量を抽出し表現される。検索クエリとしてのモーシヨクエリの有効性を検証するべく、分類器 (Support Vector Machine) を用いて、モデルの識別率、ユーザ間およびモデル間のモーシヨクエリ類似性を評価した。さらに、提案システムを実装し、検索結果の分析より、形状をクエリとする検索にモーシヨクエリを加えることの有効性を確認した。

A 3D Shape Model Retrieval System using Motion Query with Physical Objects

KENTO OGAWA[†] YUICHI ITOH[†] NARISHIGE ABE[‡] FUMIO KISHINO[†]

We propose a 3D shape model retrieval system using physical blocks as a query. In this paper, we use not only the constructed shape but also the motion users input with them as queries. The motion is represented by features which are extracted from the measured data with a gyroscopic sensor. The features are average, variance, energy, frequency domain entropy, etc. We conducted experiments to evaluate the accuracy of model recognition and motion similarity among users and models using a classifier (Support Vector Machine). In addition, we have developed the retrieval system using shape and motion query, and verified the effectiveness of adding motion into the shape retrieval through the analysis of retrieval results.

1. はじめに

医療・教育・エンタテインメントなど様々な分野において、3次元形状モデルの需要が高まっており、Web上には、無数のモデルが存在する。また、3次元形状モデルは、Webページや画像などに比べ、ユーザが所望するものを検索する際に、多数の特徴をクエリとして入力する必要がある。そのため、誰もが直感的に容易に3次元形状モデルを検索することは難しい。

そこで我々は、積み木のようにユーザ自身が手元でブロックを組み立て、その形状をクエリとして検索する手法¹⁾について検討を進めている。このシステムでは、ユーザが実物体を用いて手元で3次元形状を組み立てると、その3次元形状が自動的にクエリとしてシステムに入力され、システムはデータベースの各モデルの形状と入力形状とを比較し、概観形状が類似したモデルを候補モデルとして即座にユーザに提示する。さらにユーザは、モデルの概観形状だけでなく、光るものや回るものなどのモデルが有する特徴も、機能ブ

ロックを用いて入力できる。しかし、形状や機能だけでなく、モデルからユーザが想起するモーシヨクエリも併せてクエリとして用いることで、さらに検索精度および直感性を向上させることができると考えられる。

そこで本稿では、ブロックを用いた3次元形状モデル検索において、ユーザが手元で組み立てた形状や機能だけでなく、所望のモデルから想起するモーシヨクエリもクエリとして用いる検索システムを提案する。このシステムでは、ユーザが所望の形状を、ブロックを用いて組み立てた後、その組み立て形状を動かすことでモーシヨクエリを入力し、モデルを検索することができる。モーシヨクエリはブロックに内蔵したジャイロセンサから取得したデータの特徴量に変換し表現する。特徴量には、平均、差分平均、分散、最大パワースペクトル、エネルギー、周波数領域エントロピーを用いる。そして、クラス分類器でモーシヨクエリの特徴量を識別し、結果を形状クエリの検索結果と併せてユーザに提示する。これにより、直感性を維持しつつ、検索精度の向上が期待される。

2. モーシヨクエリを用いた3次元形状検索

2.1 モーシヨクエリによる検索

ユーザが所望するモデルから想起するモーシヨクエリを

[†] 大阪大学 大学院情報科学研究科

Graduate School of Information Science and Technology, Osaka University

[‡] 株式会社富士通研究所

Fujitsu Laboratories Ltd. Limited

クエリとして表現するにはいくつかの手法が考えられる。一般にWebページ検索や図書館での蔵書検索などでは、検索クエリとしてキーワードが用いられている。キーワードを用いてモーションを表現しようとする場合、ある位置から「前へ」や、ある軸を基準に「左に回転」などと表記できるが、3次元形状モデルをキーワードで表現する場合と同様に、ユーザが所望するモーションを表現するには曖昧で直感的ではない。

また、マウスやスタイラスで入力した軌跡をモーションとすることも考えられる。Thorneらの提案しているMotion Doodles²⁾では、マウスで決められた軌跡を入力することで、「歩く」「走る」「跳ぶ」などの行動を表現できる。しかし、2次元GUIでは、3次元のモーションを表現することは困難であり、3次元GUIにおいても、モデルの回転などは何らかのコマンドでモーションを表現しなければならず、直感的であるとは言いがたい。もし、ユーザが実物体を動かすことでモーションを入力でき、それをクエリとして検索することができれば、そのインタフェースはユーザにとって直感的で使いやすいものになると考えられる。

そこで本稿では、子供が積み木などである形状を組み立て、その組み立て形状を動かすことで形状モデルを表現するように、ユーザが組み立てた形状を動かすことによって入力したモーションをクエリとして利用する検索システムを提案する。また、提案システムで利用するインタフェースとして、ActiveCube³⁾を用いることで、言語・文化・世代などに依存しない形状モデル検索システムを実現する。提案システムにより、テキストやマウスなどでの3次元モーションを表現するときの曖昧さや困難さがなくなり、より直感的にモーションを入力し、検索することが可能になる。

2.2 提案システムの概要

図1に示すように、実物体を用いて直感的な3次元形状モデル検索を行うため、我々はActiveCubeを用いた検索システムを提案し、検討を進めている¹⁾。

ActiveCubeはユーザが積み木のようにブロックを組み合わせることで3次元形状を組み立てることが

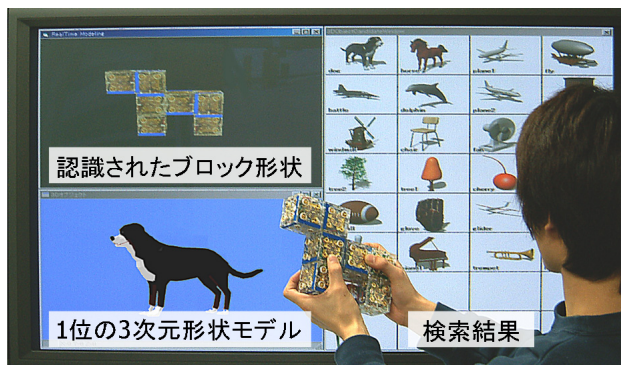


図1 検索の様子

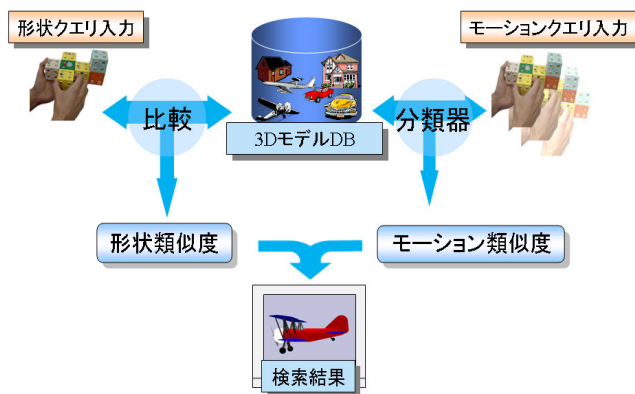


図2 検索の流れ

き、その組み立て形状をリアルタイムにコンピュータに入力できるインタフェースである。また、ジャイロセンサ (NEC TOKIN MDP-A3U9S) を内蔵しており、ユーザは手元のブロックを動かすことで、コンピュータ内の3次元オブジェクトを操作できる。また、超音波センサや温度センサ、タクトイルセンサなどの入力デバイスや、ライトやバイブレータ、ブザーなどの出力デバイスを装備した機能ブロックもあり、ユーザはこれらの入出力デバイスを用いてコンピュータと双方向にインタラクシオンすることができる。

提案システムの検索の流れを図2に示す。システムはオフラインとオンラインの作業に分かれている。オフライン作業では、予め3次元形状モデルデータベースのモデルのモデル名を決定し、3次元形状記述手法の1つである距離ヒストグラム^{1),4)}に変換しておく。実際の検索はオンラインで行い、まずユーザが組み立てた形状を即座にコンピュータが認識し、点群を生成した後、距離ヒストグラムに変換する。この距離ヒストグラムとデータベースの各モデルの距離ヒストグラムとの類似度を算出し、結果をディスプレイなどに提示する。さらにユーザが所望のモデルから想起するモーションを、組み立て形状を動かすことで表現し、車、飛行機などの各クラスに対するモーション類似度を分類器を用いて算出する。そして、形状クエリによる形状類似度とモーションクエリによるモーション類似度とを併せて最終的な検索結果を出力する。

3. モーションの識別

3.1 モーションの特徴量

ActiveCubeに内蔵したジャイロセンサで得られるデータは、x軸、y軸、z軸方向の加速度とヨー、ピッチ、ロール角であり、取得データの特徴量抽出には、データを一定時間に分割し、分割単位毎に特徴量を求めるスライディング・ウィンドウ方式^{5),6)}を用いた。

抽出する特徴量として、加速度センサのデータから

ユーザの行動識別を行う研究⁵⁾で用いられている平均、差分平均、分散、最大パワースペクトル、エネルギー、周波数領域エントロピーの計6つを用いた。最大パワースペクトルとエネルギーは、各データについて高速フーリエ変換 (Fast Fourier Transform; FFT) を行い、得られた周波数成分の絶対値の最大値と絶対値の合計をそれぞれ表している。ある1軸のFFT成分を $F_1, F_2, F_3, \dots, F_n$ とすると、最大パワースペクトル (Max Power Spectrum; MPS) は式 (1) により求められ、エネルギー (Energy; E_n) は式 (2) で求められる。

$$MPS = \max_{2 \leq i \leq n} [F_i] \quad (1)$$

$$E_n = \frac{1}{n} \sum_{i=2}^n |F_i|^2 \quad (2)$$

また、周波数領域エントロピー (Frequency Domain Entropy; FDE) は、FFT の全成分の総和で各成分を正規化し、式 (3) の確率分布 p を求め、そのエントロピーを式 (4) によって求める。

$$p(i) = \frac{|F_i|^2}{\sum_{j=2}^n |F_j|^2} \quad (3)$$

$$FDE = -\sum_{i=2}^n p(i) \log p(i) \quad (4)$$

3.2 モーション分類器

取得モーションデータから犬や車などのクラスを推定するアルゴリズムとして、クラス分類器を用いる。代表的な分類器として、Nearest Neighbor (NN), C4.5 決定木 (C4.5), Support Vector Machine (SVM) がある。この中から、モーションの分類に適した分類器を、モーションによるモデル識別率の観点から決定する。

3.3 モーションクエリによる類似度

ユーザが所望の形状を組み立てた後、その組み立て形状を用いてモーションを数秒間入力しクエリとする。ここで、モーションクエリによる類似度を定義する。モーション類似度の計算フローを図3に示す。 $F[\text{Hz}]$ で $T[\text{sec}]$ モーションを取得すると、1回のモーション入力で、センサから取得できるデータ数 N_D は次式で計算できる。

$$N_D = FT \quad (5)$$

このセンサデータをスライディング・ウィンドウ方式によって分割し、分割したセンサデータ毎に特徴量を求める。ウィンドウの幅を W 、データの重複率を L ($0 \leq L \leq 1$) とすると、1回のモーション入力で得られる分割センサデータ数 N_S は式 (6) で計算できる。

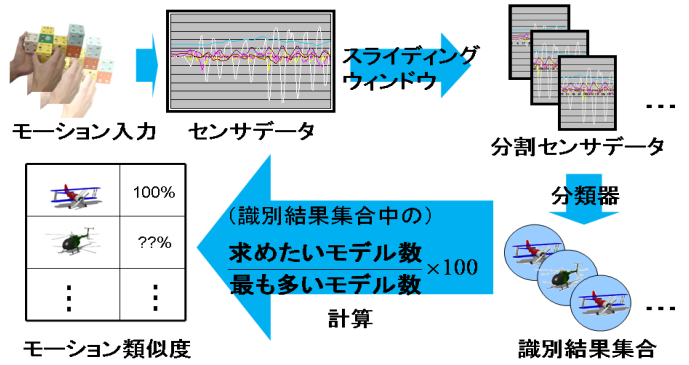


図3 モーション類似度の計算フロー

$$N_S = \left\lfloor \frac{N_D}{W(1-L)} \right\rfloor \quad (6)$$

次に、特徴量を計算した分割センサデータを1つ1つ前述の分類器にかけ、それぞれどのクラスに属するかを識別していく。その結果、 N_S 個の結果集合 S_R が求まる。ここで、モーションが定義されているクラスを $c_1, c_2, c_3, \dots, c_k$ ($k \geq 1$) とし、各クラスに含まれているモデルの集合を C_i ($0 \leq i \leq k$) とする。 $i = 0$ のとき、すなわち C_0 はモーションクラスに分類されていないモデルの集合とする。このとき、結果集合 S_R は c_i の集合となる。ここで、 S_R に含まれているクラス c_i の分割センサデータ数を N_{c_i} とする。本研究では、この値を用いて、3次元形状モデルデータベースに含まれているモデルが属する各クラス x に対するモーションクエリによる類似度 (Motion Similarity; MS) を以下のように定義する。

$$MS(x) = \frac{N_{c_x}}{\max_{0 \leq i \leq k} (N_{c_i})} \times 100 \quad (7)$$

$$x \in Cx (0 \leq x \leq k)$$

このように、分割センサデータが一番多く分類されたクラスのモーション類似度を100とし、他のクラスのモーション類似度は、類似度が100のクラスを基準とした割合で表現する。モーションが定義されたクラスに属さないモデルは、モーション類似度を0とする。

4. 実験

モーションが検索クエリとして有効であるかを調べるために、前述の特徴量と分類器を用いて、分類器別のモデル識別率、ユーザ間およびモデル間のモーション類似性を評価した。実装環境はデスクトップPC (OS: Windows XP Pro, CPU: Intel Pentium4 3.2GHz, RAM: 1GB) を使用し、開発言語としてC++および

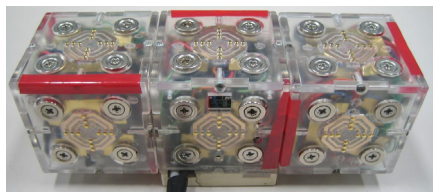


図4 モーション入力に使用した組み立て形状

ActiveCubeライブラリ, SVMの実装にはLIBSVM⁷⁾を用いた. また, 実験時の分類器はオープンソースのデータマイニングツールであるWeka⁸⁾を使用した.

4.1 予備実験

評価実験で用いるモデル, モーション取得時間, サンプル周波数, ウィンドウ幅, 重複率を決めるために予備実験を行った. 20代の男性3人を被験者とし, モーションを想起しやすいと考えられる動物と乗り物を対象とした40個の3次元モデルのサムネイル画像を選択し, 1つずつランダムに画面に提示し, その画像から被験者が想起するモーションを, 図4に示す一定の組み立て形状のActiveCubeを用いて入力してもらった. これは, 被験者にできる限り形状に依存しないモーションを入力してもらい, さらに, 形状に長軸を設けることで, モデルの頭部位置などを暗示し, ユーザにとってモーションの想起と入力が容易となるように, この直方体の形状を用いた. また, モーションの入力方法(例えば形状把持の方法)についての制約は特に設けなかった. 画像が表示されている間に, 被験者によって入力されたモーションを, その画像に対するモーションとする.

モーション取得時間は, ユーザへの負担を考慮し, 1つのモデルにつき約4秒に設定し, 各モデルにつき3回データを取得した. また, 人の行動識別に必要な周波数⁹⁾を考慮し, これを20~100Hz, 重複率を50%^{5),6)}, サンプルデータが生成されるようウィンドウ幅を8~128に設定した条件下で, モデルの識別率と識別時間, 特徴量の計算時間を評価した. 結果より, 識別率が高く, かつ処理時間が短くなる条件を選択し, 評価実験で用いるパラメータは, サンプル周波数40Hz, ウィンドウ幅64, 重複率50%と決定した. モデル画像は, 実験後のアンケートで, 被験者が異なるモーションを入力したと判断した図5に示す17個を採用し, モーション取得時間は約4秒を採用した. この17種のモデルが, 3.3節で述べたモーションが定義されているクラスということになる. 本稿ではこの17個について評価するが, 各クラスには同様のモーションが想起される複数のモデルを含めるため, 検索時には対象モデル数を増加させることができる.

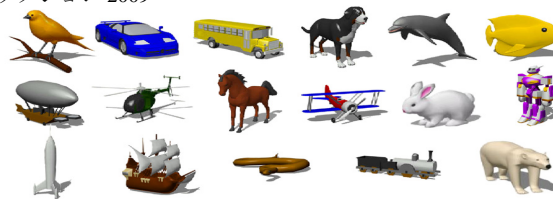


図5 提示モデルのサムネイル

表1 分類器別の全モデルの平均識別率 (%)

	NN	C4.5	SVM
被験者 1	55.2	66.0	68.1
被験者 2	56.7	60.3	61.5
被験者 3	65.7	58.2	70.1
被験者 4	58.8	48.7	65.4
被験者 5	51.6	39.1	56.7
被験者 6	56.6	59.9	65.4

4.2 分類器別のモデル識別率の評価

4.2.1 実験方法

本実験では, 人の行動識別によく利用される分類器であるNN, C4.5, SVMのそれぞれのモデル識別率を評価することで, モーションの分類に適した分類器を決定する. モデル識別率というのは, ある特定のモデルにおける3.3節で述べた分割センサーデータのうち, 分類器によって適切なクラス, 例えば犬の分割センサーデータなら犬のクラスに分類されたデータの割合である. 20代の男性6人を被験者とし, 図5に示す17個の3次元モデルについて, 予備実験と同様の手順でモーションを入力してもらった. モーションの取得時間は1つのモデルにつき約4秒で, 各モデルにつき5回データを取得した. 予備実験の結果より, サンプル周波数は40Hz, ウィンドウ幅は64, 重複率は50%とした. 取得したデータから前述の特徴量を算出し, 各被験者の5回分のデータを, 全てのデータを学習データおよびテストデータとして利用できる交差確認法¹⁰⁾を用いて, 学習データ8割とテストデータ2割に分割し, 上記の3種の分類器で評価した.

4.2.2 結果と考察

被験者毎の分類器別の全モデルの平均識別率を表1に示す. 表1より, 被験者による識別率の差は見られるものの, いずれの被験者についても, 最も識別率が高いのはSVMを用いた場合で, 50%後半から60%後半の識別率を得ている. 提案システムでは, 3.3節式(7)に示すように, サンプルデータが一番多く分類されたクラスのモーション類似度を100と定義するため, 50%以上の識別率があれば, 検索結果の上位にユーザ所望のモデルを提示できる可能性が高くなる. また, モーションと形状のクエリを組み合わせると検索結

4.4 モデル間のモーション類似性の評価

4.4.1 実験方法

本実験では、ユーザ間のモーション類似性の評価実験で取得したデータを用い、式(7)で定義したモーションクエリによる類似度の有効性を検証する。前節の実験で得られた全18人の被験者の1回目から4回目までの各モデルに対するモーションデータをSVMを用いて学習し、全被験者の5回目のデータをクエリとしてモーション類似度を算出し、その平均を各モデルに対するモーション類似度とした。

4.4.2 結果と考察

全被験者のモーション類似度の結果を図6に示す。図6において、括弧内の数字はテストデータが1位のモデルに分類された個数を基準として、それぞれのモデルが分類された割合、すなわちモーション類似度を表している。17種類のモデルのうち、電車以外のモデルについては、被験者が意図したモーションのモデルが1位に分類されており、電車についても2位に分類されていることがわかる。この結果より、ユーザがモデルから想起するモーションを入力することで、検索結果の上位にそのモデルを提示できると考えられる。また、ユーザが漠然としたイメージでモデルを検索する際に、想定していたモデルだけでなく、モーションクエリに類似した他のモデルも上位に提示できる。例えば、空を飛ぶモデルを検索する場合、ヘリコプターのモーションを入力するだけで、ヘリコプターのモデルはもちろん、飛行船や鳥などのモデルも検索上位に提示可能である。

クエリ	1位	2位	3位	クエリ	1位	2位	3位
鳥	(100)	(23.7)	(13.2)	飛行機	(100)	(56.0)	(24.0)
車	(100)	(23.1)	(20.5)	ウサギ	(100)	(83.3)	(62.5)
バス	(100)	(45.8)	(45.8)	ロボット	(100)	(31.3)	(18.8)
犬	(100)	(59.1)	(50.0)	ロケット	(100)	(14.3)	(6.12)
イルカ	(100)	(19.0)	(16.7)	船	(100)	(81.3)	(30.0)
魚	(100)	(26.9)	(26.9)	ヘビ	(100)	(37.8)	(27.0)
飛行船	(100)	(15.0)	(12.5)	電車	(100)	(89.4)	(52.6)
ヘリコプター	(100)	(65.0)	(60.0)	熊	(100)	(52.9)	(47.1)
馬	(100)	(40.0)	(25.7)				

図6 モーション類似度結果



図7 SOMによるモーション類似度のクラスタリング結果

5. 考察

5.1 モーションデータの解析

ここでは、前章でのモーション類似度の結果を用いてクラスタリングを行い、モデル別のモーションデータの傾向を検討する。クラスタリング手法として、自己組織化マップ (Self Organizing Map; SOM)¹¹⁾を用いた。クラスタリング結果を図7に示す。前章で述べた漠然としたイメージでのモーションを用いた検索についても、このクラスタリング結果はその方向性を示すものである。図において、ノードが白いほど、隣接したノードとの類似度が高く、色が濃くなるほど類似度が低い。また、モデル間の距離が近いほど、類似度が高いことを表している。

この図より、モーションデータは陸上を動くモデル (陸のモデル, 右), 空を飛ぶモデル (空のモデル, 左) に分けられていることがわかる。これは陸のモデルから想起するモーションと、空のモデルから想起するモーションの違いがあることを示している。同様に、動物のモデル (右上) と乗り物のモデル (左下) にも分かれている。さらに詳細を見てみると、海に関するモデル (海のモデル) である魚と船はそれぞれ陸のモデルであるヘビと電車と似たモーションであることがわかる。イルカについては独立したモーションである。しかしながら全ての海に関するモデルは、陸に関するモデルのクラスタ内に含まれていることがわかる。これより、海に関するモデルには、海固有のモーションが存在するのではなく、陸に関するモーションから成り立っていることが予見される。

以上より、今回対象としたモデルのモーションは、「陸の動物」「陸の乗り物」「空の動物」「空の乗り物」の4つのクラスタに分類されることがわかった。また、クラスタ内において、例えばバスと電車、馬とウサギなどは、4.3節での結果と同様に、両者のモー

ションが非常に類似しており、それらを識別することは困難であると考えられる。これを解決する手法として、形状、モーシオンに加えて、ユーザがモデルから想起する音など、ユーザ間で共通の認識があると考えられる新たなクエリを用いた検索手法が挙げられる。

5.2 形状類似度とモーシオン類似度の組み合わせ

提案システムでは、ユーザが組み立てたブロックの形状と、その形状を動かすことによって入力するモーシオンを用いて、最終的な類似度を算出し、ユーザに提示する。本研究では、形状類似度を Shape Similarity (SS)、モーシオン類似度を Motion Similarity (MS) とし、最終的な類似度 $Similarity$ を式 (8) で定義する。

$$Similarity = (1 - \alpha) \times SS + \alpha \times MS \quad (8)$$

式中の α はモーシオン類似度の寄与率を表しており、今回は最も単純な形式での形状類似度とモーシオン類似度の合計を表す式を検討した。











図4の直方体の組み立て形状の形状類似度を算出した結果と、被験者がイルカ、ヘリコプター、電車のモーシオンを、この形状で入力した際のモーシオン類似度を用い、 α の値を 0, 0.25, 0.5 と変化させて $Similarity$ を算出した結果を図8に示す。形状は一定であるため、 $\alpha=0$ の場合は1例だけを (a) に示す。

図8の (a) より、形状のみをクエリとした結果では、直方体の形状に合わせて、車のモデルが多く検索されている。(b) では、イルカのモーシオンの影響が始め、形状のみでは上位に検索されていなかったイルカのモデルが1位に検索されている。また、その他の上位に検索されているモデルの類似度が全体的に減少している。(c) では、検索上位をイルカのモデルが占めており、ソファやバナナなどモーシオンが想起しづらいモデルは上位に見当たらなくなっている。











ヘリコプターのモーシオンを入力した (d) ではモーシオンの寄与率が低い段階から、形状だけでは出現しなかったヘリコプターのモデルが上位に検索されている。また、形状クエリの影響が大きい車のモデルも検索上位に残っている。しかし、モーシオンの寄与率をさらに高くした (e) では、上位モデルはほとんどヘリコプターになり、クエリとしてのモーシオンが、検索結果に大いに影響を与えていることがわかる。

電車をクエリとした (f), (g) では、電車から想起されるモーシオンを入力するだけで、電車だけでなく、自転車、バイク、車といった「陸の乗り物」に関連した様々なモデルが検索結果として出力されている。











このように、形状クエリだけでは上位に表示されにくいモデルも、モーシオンクエリを用いることで、容

クエリ	1位	2位	3位	4位	5位
直方体	 (88.0)	 (86.8)	 (85.2)	 (83.6)	 (82.8)
	6位	7位	8位	9位	10位
	 (82.4)	 (80.8)	 (80.8)	 (80.4)	 (80.0)











(a) $\alpha=0$

クエリ	1位	2位	3位	4位	5位
イルカ	 (67.0)	 (66.0)	 (65.4)	 (65.4)	 (65.2)
	6位	7位	8位	9位	10位
	 (64.9)	 (63.6)	 (61.9)	 (61.8)	 (60.9)











(b) $\alpha=0.25$











クエリ	1位	2位	3位	4位	5位
イルカ	 (77.2)	 (74.0)	 (72.6)	 (48.0)	 (45.1)
	6位	7位	8位	9位	10位
	 (45.0)	 (44.4)	 (43.8)	 (43.4)	 (43.2)

(c) $\alpha=0.5$











クエリ	1位	2位	3位	4位	5位
ヘリコプター	 (82.6)	 (79.6)	 (78.1)	 (78.1)	 (75.1)
	6位	7位	8位	9位	10位
	 (74.5)	 (70.3)	 (70.3)	 (70.1)	 (70.0)

(d) $\alpha=0.25$

クエリ	1位	2位	3位	4位	5位
ヘリコプター	 (87.0)	 (84.6)	 (84.2)	 (83.6)	 (76.8)
	6位	7位	8位	9位	10位
	 (73.4)	 (71.2)	 (70.8)	 (69.4)	 (64.8)

クエリ	1位	2位	3位	4位	5位
電車	 (83.8)	 (79.4)	 (78.5)	 (76.0)	 (75.2)
	6位	7位	8位	9位	10位
	 (75.2)	 (74.8)	 (73.7)	 (72.4)	 (71.8)

(f) $\alpha=0.25$

クエリ	1位	2位	3位	4位	5位
電車	 (89.0)	 (83.8)	 (82.4)	 (80.6)	 (80.2)
	6位	7位	8位	9位	10位
	 (77.4)	 (75.2)	 (73.7)	 (71.1)	 (70.5)

(g) $\alpha=0.5$

図8 形状類似度とモーシオン類似度の組み合わせ結果

易に検索でき、さらに双方を組み合わせることで、より一層の検索精度および直感性の向上が期待できる。

5.3 提案システムにおける検索の直感性

実装した検索システムをユーザに体験してもらった際に得られたフィードバックとそれに対する考察を述べる。まず、システムの使用法の理解については、数回のモーシオン入力の練習を終えると、ほとんどのユーザが、モーシオンクエリを用いて所望のモデルを

検索できるようになっていた。また、モーション入力に慣れるにつれ、ユーザは、特定のモデルを検索するのではなく、自由なモーション入力により、意外なモデルを検索することに関心を示す傾向にあった。これより、モーションクエリを用いた検索は、習得までにそれほど時間を要さず、ユーザが新たな楽しみ方を提案できるほど、理解しやすいシステムであるといえる。

しかし、例えばロボットや食べ物、道具のモデルなどモーションが想起しづらいモデルに関する検索においては、モーション検索は使い勝手が悪いという意見もあった。逆に、イルカやロケットなどのモーションが想起しやすいモデルについては、形状クエリを用いた場合に比べ、所望のモデルをより容易で直感的に検索できたという意見を得た。これより、モーションが想起しづらいモデルの検索では、前節の式(8)において、モーション類似度の寄与率を小さくし、想起しやすいモデルでは、寄与率を大きくすることで、提案システムの能力を最大限に発揮できると考えられる。

5.4 ブロック形状と入力モーションの関係性

今回、実験でのモーション入力の際に、4.1節で述べた理由より、直方体のブロック形状を用いたが、実際、ActiveCubeの大きさの制約から、それほど詳細なモデルの形状は作れず、ブロックを3, 4個接続した単純な直方体でモデルを表現する場合も多い。よって、今回の実験ではモーション入力の際のブロック形状をあまり重視はしていないが、単純な直方体を用いて得られた結果は、現状のActiveCubeの大きさゆえに、概観形状だけでは詳細なモデル検索ができないという制約を解消するための有力な手法になりうる。

また、今回は有線でホストPCと通信するActiveCubeを用いたため、モーション入力の際に片手をケーブルを支えるために使用したり、ケーブルの切断を気にするあまり、モーションを自制しているような被験者も見られた。今後は無線のActiveCubeを用いた実験も検討する必要がある。

6. おわりに

本稿では、実物体の組み立て形状をクエリとする3次元形状モデル検索システムの新たなクエリとして、実物体を用いて入力するモーションを考慮した検索手法を提案した。ユーザの入力したモーションによる形状モデルの識別率やユーザ間およびモデル間のモーション類似性を評価し、モーションが検索クエリとして有効であることを確認した。さらに、形状とモーションクエリを組み合わせた検索システムを実装し、モデルの検索結果の分析より、形状をクエリとする検索に

モーションクエリを加えることの有効性を確認した。

今後は、対象モデルを増やし、ユーザ間とモデル間のモーション類似性について更なる考察を行い、システムの利用に必要なキャリブレーション手間の軽減手法を考案し、システムを用いた評価実験を通じて、提案システムの有効性について検証していく予定である。

謝辞 本研究の一部は、科学研究費補助金基盤研究(C)19500107の助成、マイクロソフト産学連携研究機構CORE連携研究プロジェクトの研究助成を受けた。また、大阪大学大学院情報科学研究科の高嶋和毅助教、濱恵美子氏には、多くの御助言、御協力をいただいた。

参 考 文 献

- 1) H. Ichida, Y. Itoh, Y. Kitamura and F. Kishino: "Interactive Retrieval of 3D Shape Models using Physical Objects", In Proc. of the ACM Multimedia 2004, NY, USA, pp. 692-699, (2004).
- 2) M. Thorne, D. Burke and M. Panne: "Motion Doodles: An Interface for Sketching Character Motion", Computer Graphics Annual Conference Series (Proc. of SIGGRAPH), (2004).
- 3) Y. Kitamura, Y. Itoh and F. Kishino: "Real-time 3D Interaction with ActiveCube", In CHI 2001 Extended Abstracts, pp. 355-356, (2001).
- 4) R. Osada, T. Funkhouser, B. Chazelle and D. Dobkin: "Shape distributions", ACM Transactions on Graphics, Vol. 21, No. 4, pp. 807-832, (2002).
- 5) L. Bao, S. S. Intille: "Activity Recognition from user-annotated acceleration data", In Proc. of PERVASIVE 2004, LNCS 3001, Springer, pp. 1-17, (2004).
- 6) N. Ravi, N. Dandekar, P. Mysore and M. L. Littman: "Activity recognition from accelerometer data", In Proc. of American Association for Artificial Intelligence, pp. 1541-1546, (2005).
- 7) LIBSVM <http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm/>
- 8) I. H. Witten, E. Frank: "DATA MINING practical Machine Learning Tools and Techniques", Morgan Kaufmann Publishers, (2000).
- 9) C. V. Bouten, K. T. Koekkoek, M. Verduin, R. Kodde and J. D. Janssen: "A Triaxial Accelerometer and Portable Data Processing Unit for the Assessment of Daily Physical Activity", IEEE Trans. on Bio-Medical Eng., Vol. 44, No. 3, pp. 136-147, (1997).
- 10) R. Kohavi: "A Study of Cross-Validation and Bootstrap for Accuracy Estimation and Model Selection", In Proc. of the 14th International Joint Conference on Artificial Intelligence, pp. 1137-1143, (1995).
- 11) T. Kohonen: "Self-Organizing Maps", Springer Series in Information Sciences, Vol. 30, Springer, (2001).