

屋内環境の自動モデル化機能を備えた VR 地震体験システムの開発と評価

石井 裕剛^{*1} 半田 大樹^{*1*2} 下田 宏^{*1}

Development and Evaluation of VR Earthquake Experience System
with Automatic Modeling Function of Indoor Environment

Hirotake Ishii^{*1} Daiki Handa^{*1*2} and Hiroshi Shimoda^{*1}

Abstract – Earthquakes could cause enormous human casualties, and it is crucial to reduce their risks through anti-earthquake procedures. One important approach to enhance the anti-earthquake procedures is to arouse a fear of earthquakes. Immersive earthquake experience systems based-on virtual reality (VR) technology have been developed to serve this purpose but the contents need to be created manually by artists, that limits its practicability. For this study, a new earthquake experience system is proposed in which indoor environments are 3D-scanned, and virtual environments are automatically created. It can be expected that the proposed system reduces the cost of the VR-based earthquake experience system, while still retaining effectiveness in fear-causing. To examine whether the system is actually capable of causing a fear toward earthquakes, a subjective evaluation was conducted. The results showed that the perceived seismic intensity scales were consistently lower than simulated intensity scales, while the system could actually cause a fear toward earthquakes.

Keywords : 3D point cloud, Segmentation, Earthquake simulation, Fear arousal

1. はじめに

自然災害による被害を低減させるには、インフラ整備を進めるだけでなく、個々人の防災意識を向上させる必要がある。その試みの1つとして、Virtual Reality (VR) 技術を用いて地震を模擬体験させる方法がある[1]~[3]。この方法では、体験者は仮想空間内に没入し、シミュレーションされた地震を体験する。安全に地震を模擬体験できるという利点があるが、体験環境の3次元形状モデルなどのコンテンツを、専門家が予め手作業で作成しておく必要があったため、新しい環境を対象に地震体験を可能にするには、多くの時間やコストがかかるという問題があった。

一方、近年の画像処理技術やセンサ技術の発展により、様々な環境の正確かつ詳細な3次元点群モデルを取得することが可能になってきた[4]~[6]。これらの技術を用いて得た3次元点群モデルを用いて地震体験のコンテンツを自動生成できるようになれば、体験対象の環境を増やすことが容易になり、例えば、体験者が普段生活している環境で地震が発生する様子を体験することも可能になる。しかし、「物体が固定されている

か」や「物体の材質が何か」までを推定することは難しく、また、他の物体の陰になっていて計測できない領域が生じ、実際には1つの物体であるにもかかわらず、2つ以上の物体であると誤認識したり、実際には小さい揺れでは倒れない形状であるにもかかわらず、物体の一部しか計測できなかったために、小さい揺れでもすぐに倒れてしまう不安定な物体であると誤認識してしまうこともあり、専門家が手作業で作成した場合と比べて、コンテンツの質が低下する可能性がある。そのため、地震シミュレーションを実行して生成される物体の挙動が、実際に地震が発生した場合の挙動から大きく乖離してしまい、不自然な挙動となる可能性もある。従って、自動的に生成したコンテンツを使用した場合に、地震を模擬体験する目的の1つである地震への恐怖を感じることができると不明である。

そこで本研究では、体験対象となる環境を計測して得た3次元点群モデルから、地震のシミュレーションの実行に必要な3次元モデルや音を自動的に生成する機能を備えた地震体験システムを開発する。また、開発したシステムを用いることにより、実際に体験者に地震に対する恐怖を喚起できるかを被験者実験により評価する。ただし、起震車を用いた場合や、専門家が手作業で作成した地震の模擬体験環境を用いた場合に喚起される恐怖と、開発した地震体験システムを用

*1: 京都大学大学院エネルギー科学研究科

*2: 現在: ゲーグル株式会社

*1: Graduate School of Energy Science, Kyoto University

*2: Present: Google Japan, Inc.

いた場合に喚起される恐怖の比較や、体験者が普段生活している環境を対象とした場合と、普段生活していない環境を対象とした場合とで、喚起される恐怖にどのような違いが生じるかの評価は本論文の範囲外とする。なお、本研究では、体験の対象は屋内環境のみとし、環境の計測時には環境内の全ての物体が静止しているものとする。また、環境内の物体は全て剛体として扱う。

以下では、第2章で関連研究について述べ、第3章で開発した地震体験システムについて述べる。第4章では、システムを評価した被験者実験について述べ、第5章で本研究のまとめと今後の課題について述べる。

2. 関連研究

防災意識を向上させる試みとして、防災ビデオの上映[7]や起震車による地震の模擬体験イベントの開催[8]などがある。これらの試みは一定の効果を上げているが、防災ビデオは一般に臨場感に欠け、映像を眺めるだけの受け身の体験となる。また、起震車による地震の模擬体験はコストが高く、安全確保のために専門家が付き添う必要があるなどの問題がある。

これらの問題を解決する試みとして、VR技術を用いた地震体験システムが開発されている[1]~[3]。これらの試みでは、地震体験のリアリティやシステムの可搬性の向上などに開発の焦点が置かれている。例えばSinhaらは、有限要素法を用いて詳細に計算された地震発生時の建物や家具などのリアルな挙動を、没入型VR環境で体験することを可能にしている[1]。松平らは地震のリアルな揺れを提示する椅子型のデバイスを開発している[2]。柳らは、大型スクリーンを使用しながらも可搬な地震体験システムを開発し、イベント会場などに持ち込んで多数の参加者が地震を体験することを可能にしている[3]。これらのシステムでは、体験対象の部屋や置かれている物体の3次元モデルを手作業で作成しており、既に作成されたコンテンツを修正することは比較的容易であるが、体験対象の部屋を別の部屋に変える場合など、全く新しいコンテンツを作成するには多くの労力が必要である。

一方、近年、カメラやレーザを用いて環境を計測し、その3次元モデルを取得する様々な手法が開発されている。SLAMと呼ばれる技術は、カメラの撮影位置・方向を推定すると共に、撮影対象の環境のモデルを構築する[4]。また、RGB-Dカメラを用いて環境の密な3次元モデルを構築するKinectFusionと呼ばれる技術[5]も開発されており、安価かつ短時間で様々な環境の3次元モデルが取得可能である。建築・土木の分野では、レーザスキャナを用いて環境の詳細な3次元点群モデルを取得し、建築計画の立案や3D地図の作

成などに用いられている[6]。

さらに、環境全体を計測して得た3次元点群モデルから、個々の物体を切り出すセグメンテーション技術も開発されている[9]~[11]。特に[10],[11]では、物理法則に基づいてセグメンテーションする手法を提案している。[10]では、個々の物体を直方体で近似し、互いに交差しないことと外力が加わらない時に静止することを条件として、セグメンテーションする手法を提案している。[11]では、物体の位置エネルギーを最小化する条件でセグメンテーションする手法を提案している。これらの手法は、主にロボットに環境を理解させることを目的としてセグメンテーションを実行しており、セグメンテーションの結果得られるモデルの外見を現実の物体に似させることは目指しておらず、VR技術を用いた地震体験システムにそのまま応用した場合、外見が不自然であることが原因で、地震を模擬体験する際に、体験者の意識がその不自然さに向いてしまい、地震を体験しているという感覚が損なわれてしまう可能性がある。

本研究では、VR技術を用いた地震体験システムで利用可能にするために、外力が加わらない時に静止し、かつ、地震が発生している状況を体験しているという感覚を生じさせ、恐怖を喚起することが出来る程度に現実の物体に似た外見の3次元形状モデルを自動的に生成することを目指したセグメンテーション手法を実装する。

3. 地震体験システムの開発

図1に、本研究で開発した地震体験システムの構成とデータの流れを示す。本システムは、体験対象の屋内環境を計測する計測サブシステム、計測結果から屋内環境の形状の認識と物体の切り出しを行い、地震シミュレーションに必要なデータを生成するコンテンツ生成サブシステム、生成したデータと地震の揺れデータを元に物理演算エンジンを用いて剛体挙動シミュレーションを実行し、映像と音で地震を模擬体験可能にする体験サブシステムの3つのサブシステムで構成される。以下、各サブシステムの詳細を述べる。

3.1 計測サブシステム

計測サブシステムでは、地震体験の対象となる屋内環境を計測し、環境の3次元点群モデルと環境を撮影したRGB画像を取得する。前述のように、環境や物体の3次元点群モデルを取得する方法には、手持ちカメラを用いた方法も存在するが、環境を万遍なく撮影する必要があり、手間がかかる・専門家ではない人が抜け落ちなく環境全体を撮影することが難しい等の問題がある。そこで本研究では、設置された位置周辺の3次元点群モデルを自動的に取得できる3次元レーザ

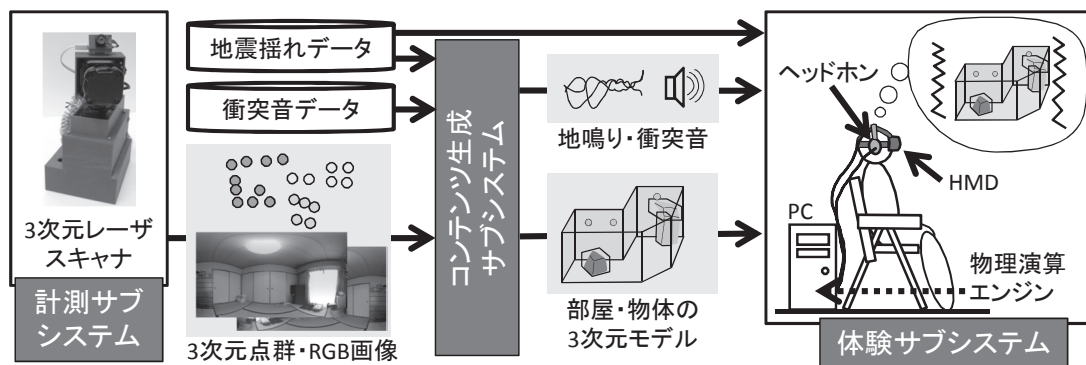


図1 地震体験システムの構成とデータの流れ

Fig. 1 System configuration of the earthquake experience system and dataflow.

表1 3次元レーザスキャナの仕様
Table 1 Specifications of 3D laser scanner

計測距離範囲	0.1m-30m
距離精度	±30mm(0.1m-10m) ±50mm(10m-30m)
角度分解能	0.5°(水平), 0.25°(垂直)
計測角度範囲	360°(水平), 270°(垂直)
画像数(1計測)	72枚
画像解像度	1280×1024
画像視野角	135°(水平), 107°(垂直)
計測所要時間	4分
出力点数(1計測)	77.8万点

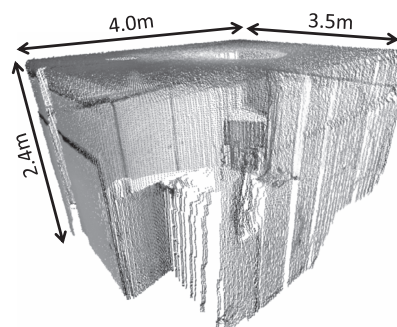


図2 和室のスキャン例

Fig. 2 Scan example of Japanese-style room.

スキャナを用いることにした。

表1に本研究で使用した3次元レーザスキャナの仕様を示す。本レーザスキャナは、2次元レーザスキャナとRGBカメラをサーボモータで回転させることにより、周囲360°の3次元点群モデルとRGB画像を取得する。2次元レーザスキャナとRGBカメラ間の位置関係等は予め求められており、3次元点群モデルは各点毎に色情報も付加して出力される。図2に本スキャナで和室をスキャンした例を示す。レーザスキャナでは、物体の裏側など、レーザスキャナを設置した位置から直接は見えない領域は計測できず、1回の計測では未計測の領域が多くなる。そこで本研究では、複数の箇所計測し、後に結果を統合する。統合した結果の質（位置あわせの精度や未計測の領域の大きさ）は、環境の複雑さや計測回数、レーザスキャナを配置する位置等に依存する。本研究では、0.5m以上の大きさの物は可能な限り全ての方向から最低1回は計測するようにレーザスキャナを配置することにした。適切な間隔や計測回数の検討は今後の課題である。

3.2 コンテンツ生成サブシステム

コンテンツ生成サブシステムでは、計測サブシステムで得た体験環境の3次元点群モデル、地震の揺れデータ、予め準備した様々な物体同士の衝突音から、立体映像をレンダリングするための外観形状モデルと剛体挙動シミュレーションの為に衝突形状モデル、地

鳴り音など、地震のシミュレーションの実行に必要なデータを生成する。以下、地震のシミュレーションの実行に必要なデータを生成する方法について述べる。

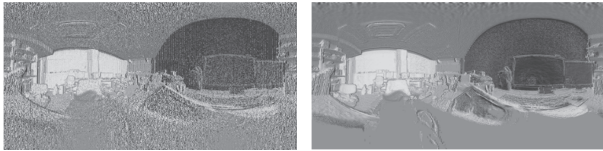
3.2.1 計測データの前処理

計測サブシステムを用いて取得したカメラ画像は広角カメラを回転させながら取得しており、多くの領域が重複して撮影されている。本研究では、後の処理を高速化するために、これらのカメラ画像を1枚のパノラマ画像に変換する。具体的には、各画像を取得した際のカメラの位置と回転角度は、サーボモータの角度から計算し、重複している領域はガウス関数（標準偏差を画像取得角度幅の半分）で重み付き平均を取り、さらに各画像間の露光やホワイトバランスの違いの影響を緩和するために、隣接する画像間のRGBの平均が等しくなるように補正した。図3に作成したパノラマ画像の例を示す。また、3次元点群モデルは、表1に示したように、最大50mmの誤差がノイズとして含まれる。本研究では、物体の細かな形状を保ちながらノイズを低減させるために、レーザ距離計測器から得られる各計測点毎のレーザ反射強度を用いてTrilateralフィルタ[12]を適用する。図4にフィルタを適用する前後の3次元点群モデルの法線分布を示す。フィルタ適用前は、ノイズの影響で天井などの平面の領域の法線ベクトルが細かく変化しているが、フィルタ適用後



図3 パノラマ画像の例

Fig. 3 Example of a panoramic image.



(a) Before noise removal

(b) After noise removal

図4 Trilateral フィルタによる点群のノイズ除去

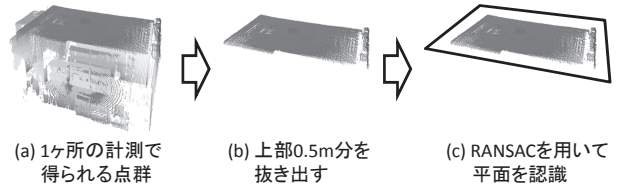
Fig. 4 Noise removal of 3D point cloud using trilateral filter.

は一樣になっている。一方、壁と天井の境界などのエッジ部分はほぼ変化していないことが分かる。

3.2.2 3次元点群モデル間の相対位置・方向の推定

地震を体験する環境全体の3次元モデルを得るためには、複数個所で取得した3次元点群モデル間の相対的な位置と方向を推定する必要がある。3次元点群モデル間の相対的な位置と方向を推定する手法としては[13]や[14]などがあるが、計測サブシステムを用いて得た3次元点群モデルに適用したところ、推定に失敗するケースが多かったため、本研究では、対象が屋内環境であることを利用して、以下の流れで3次元点群モデル間の相対的な位置と方向を推定する。

まず、図5の(b)に示すように、各3次元点群モデル（個々の点群は1カ所で2次元レーザスキャナを360°回転させて得た周囲360°の形状情報を含む）の最上部から0.5m分を抜き出し、図5の(c)に示すように、RANSACアルゴリズムを用いて天井の平面を認識する。この天井が全ての3次元点群モデルで同一平面上にあると仮定し、図6の(d)に示すように、3次元点群モデル間の相対位置・方向の不確定な自由度を並進3・回転3の合計6自由度から、並進2・回転1の合計3自由度に減らす。次に、図6の(e)に示すように、各3次元点群モデルを天井に平行な平面に投影した結果を内包する2次元のAxis-Aligned Bounding Box(AABB)を求め、このAABBの中心を求める（以下、このAABBの中心を中心点と呼ぶ）。全周囲を計測するレーザスキャナでは、屋内環境の全方向の壁が計測結果に含まれている可能性が高く、この中心点は各3次元点群で同一の点である可能性が高い。そこで、図6の(f)に示すように、各3次元点群の水平方



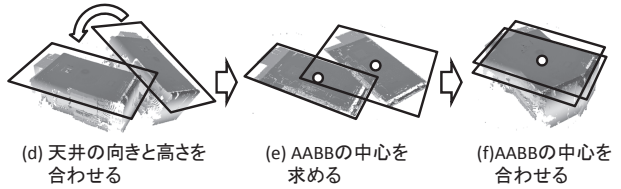
(a) 1ヶ所の計測で得られる点群

(b) 上部0.5m分を抜き出す

(c) RANSACを用いて平面を認識

図5 天井の認識

Fig. 5 Ceiling recognition.



(d) 天井の向きと高さを合わせる

(e) AABBの中心を求める

(f) AABBの中心を合わせる

図6 天井を利用した2つの点群の位置合わせ

Fig. 6 Alignment of two point clouds using ceilings.

向の位置をこの中心点で揃える。その後、3次元点群モデルの全ての組合せで、片方の点群を、中心点を通る高さ方向の軸を中心に一定間隔（本研究では6°）で回転させ、式(1)の値を繰返し求め、その最小値を2つの3次元点群モデル間の距離とする。

$$d(P_1, P_2) = \frac{1}{M} \sum_i \left\{ \left\| \hat{N}(P_1, i) - \hat{N}(P_2, i) \right\| + k \left\| \overline{C}(P_1, i) - \overline{C}(P_2, i) \right\| \right\} \quad (1)$$

ここで、 i は点群を等間隔（本研究では0.15m）で区切った立方体グリッド、 M はグリッドの総数、第1項は2つの点群 P_1 および P_2 のグリッド i 内に含まれる点の法線ベクトル（レーザスキャンのデータ上で隣接している点を用いて計算）の重心の単位ベクトルの差の大きさ、第2項はグリッド i 内に含まれる点の平均色（各要素が0~255の3次元ベクトル）の差の大きさ、 k は法線と色の比率を定める重みであり、本研究では $k = 0.002$ とした。この値は、複数の環境を対象に計測と点群の統合を試み、経験的に適切と思われる値に決定した。式(1)の両項が実際に取りうる値の範囲（第1項は0~2、第2項は k を除いて0~255 $\sqrt{3}$ ）を考慮すると、法線と色でおおよそ2:1の重み付けをしていることになる。

次に、点群間の相対的な位置と方向を一意に決めるために、図7に示すように、各点群をノード、点群間の距離をエッジと捉えたグラフを考え、全てのノードを含み閉路を含まないグラフのうち、エッジの距離の合計が最少となるグラフをPrimアルゴリズム[15]を用いて求める。そして、グラフで連結されている点群同士でICPアルゴリズムを実行し、その結果を最終的な3次元点群モデル間の相対的な位置と方向とする。

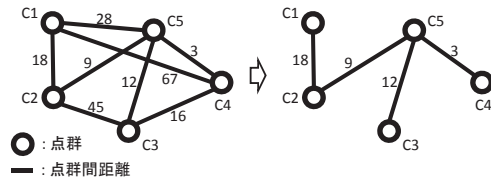


図7 Prim アルゴリズムを用いた最短距離組合せの抽出

Fig.7 Finding the shortest connection using Prim's algorithm.

3.2.3 部屋形状の認識とテクスチャの生成

次に屋内環境の部屋の形状を認識する。まず、3.2.2 項で求めた結果を用いて点群を1つに統合した後、図8(a)に示すように、天井に平行な平面に投影して2次元の点群分布を得る。図8(b)に示すように、点群の密度が閾値よりも低い領域をノイズとして除去した後、図8(c)に示すように、Moreiaらの手法[16]を用いて点群分布を内包する多角形を得る。この結果は部屋の壁の形を表していると期待されるが、3次元点群モデルに含まれるノイズの影響で実際よりも凹凸が多い。そこで、Manhattan World 仮説[17]を援用することにより凹凸を減らす。具体的には、まず、多角形の辺の法線のヒストグラムから図8(d)に示すように、2本の主軸を検出し、これらをX軸、Y軸とする。その後、k-means法により多角形の頂点の座標をX軸、Y軸別々にk個のグループに分割する。グループの個数は、赤池情報量規準(AIC)を最小化するグループ数とする。そして図8(e)に示すように、各グループの平均を頂点とする非一様なグリッドを生成し、そのグリッドの頂点から5cm以内の距離にある多角形の頂点をグリッドの頂点に集約する。以上の処理により求められた図8(f)に示すような多角形を部屋の壁を表す形状とし、部屋の高さは、統合後の点群の高さ下位1%と上位1%の値の差とする。

以上の処理によって認識された部屋の各面に対して、3.2.1項で生成したパノラマ画像のうち、最も解像度が高くなる画像を投影し、テクスチャを生成する。床面の一部など、物の陰になっていたために計測されていない領域のテクスチャは[18]を用いて補完する。

3.2.4 天井照明の認識

環境内に存在する照明の数と位置を認識し、地震体験時の映像をレンダリングする際の光源位置として利用する。本研究では、照明は全て天井近くにあるとする。まず、3.2.1項で作成したパノラマ画像のうち、天井領域の解像度が最も高いパノラマ画像を選択して3.2.3項で認識した天井を表す平面に投影する。この結果をグレースケール画像に変換し、最大輝度の60%よりも高い輝度の領域を抜き出し、閾値よりも大きい面積の領域を求めてその重心を照明の位置とする。

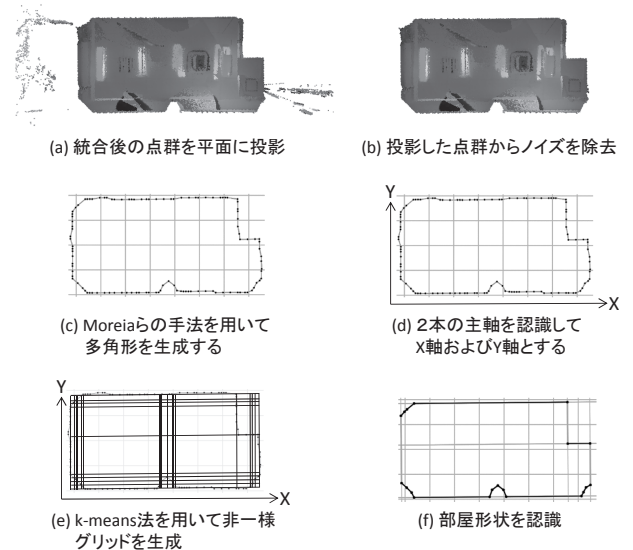


図8 Manhattan world 仮説を用いた部屋形状の認識

Fig.8 Room shape recognition based on Manhattan assumption.

3.2.5 物体を構成するパッチの生成

3.2.2項で推定した結果を用いて統合した点群は誤差が含まれているため、物体の表面がずれて重なりあった状態になっている場合が多い。その為、統合した結果から直接、物体を切り出して地震シミュレーションに使用可能な3次元モデルを作成することは難しい。そこで、本研究では、統合する前の3次元点群モデルから物体の表面を構成する少数の点の集まりであるパッチを生成し、後にそれらのパッチを統合することで3次元モデルを生成する。

まず、個々の3次元点群モデルから3.2.3項の結果を用いて天井・壁・床に相当する点群を削除する。その後、残った点群をEuclidean クラスタリング[19]を用いて分割し(本研究では最小リンク距離を2cmとした)、100点以下となる点群はノイズとして削除する。クラスタリングした結果の例を図9に示す。天井が複数の高さの平面で構成されている場合などは、この図に示すように天井部分の点群が残る場合があるが、これは3.2.6項で述べる処理で取り除くことができる。

3.2.6 物理的な安定性に基づくパッチの結合

本研究では、全ての物体が静止している環境を計測することを前提としている為、外力が加わる前に動き出す物体が生成された場合はモデル化に失敗していることになり、地震シミュレーションも不自然になる可能性が高い。そこで本研究では、外力が加わらない時は静止することを条件に3.2.5項で生成したパッチを結合する。

具体的には、個々のパッチが物理的に安定であるか不安定であるかを判定し、不安定なパッチは最も距離

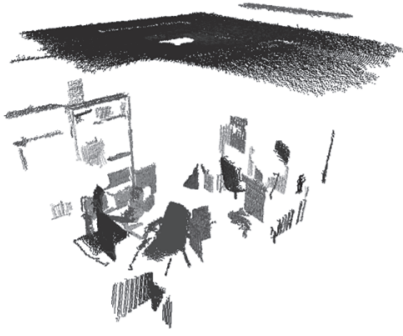


図9 1つの3次元点群モデル（統合前）から抽出したパッチの例

Fig.9 Patches extracted from a single point cloud (before merging).

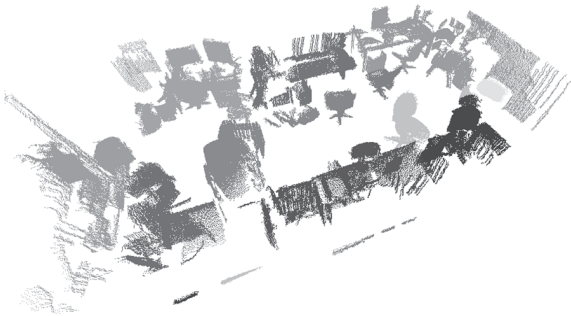


図10 物理的な安定性に基づくパッチの結合結果

Fig.10 Final stable patch clusters.

が近いパッチと結合する。この際、最も近いパッチとの距離が閾値（本研究では5cmとした）よりも遠い場合は、その不安定なパッチを削除する。なお、パッチが安定であるか不安定であるかは、パッチを構成する点群のうち、床から20cm以内にある点群で生成される支持多角形内に、パッチを構成する全点群の重心の投影点が含まれるか否かで判定する[20]。ここで支持多角形とは、点群を床平面に投影した結果を内包する凸形状の多角形を意味する。ロボティックスの分野では、ロボットを歩行させる際の安定性を判断する際に用いられることが多く、重心を地面に投影した結果が支持多角形内にあるか否かで安定性をおおまかに判断できる。以上の処理を用いてパッチを結合した結果の例を図10に示す。

3.2.7 形状モデルの生成

3.2.6項で結合されたパッチから地震体験時に映像を描画するために使用する形状モデル（外観形状モデル）と剛体挙動シミュレーションを実行するための形状モデル（衝突形状モデル）を生成する。

点群から外観形状モデルを生成する手法としてはPoisson アルゴリズム[21]やEigencrust アルゴリズム[22]などがあるが、これらは点群にノイズが多い場合は、生成される外観形状モデルの見栄えが悪くなる。

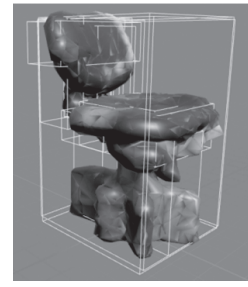


図11 外観・衝突形状モデルの例

Fig.11 An example of appearance model and collision model.

そこで本研究では、式(2)の各点 p に関する Gaussian カーネルを合計して得られる等値面から Boissonnat らの手法[23]を用いて外観形状モデルを生成する。

$$kernel(p) = \sum_{p_i \in P} \exp\left(-\frac{\|p_i - p\|^2}{\sigma^2}\right) \quad (2)$$

ここで、 P はパッチに含まれる点群の集合、 p_i はパッチに含まれる i 番目の点、 σ はレーザスキャナの精度を考慮して2cmとした。生成した外観形状モデルのテクスチャは、外観形状モデルを構成する各メッシュの3次元位置に応じてパノラマ画像から該当する位置の色を抜き出して生成するが、隣接するメッシュ間の繋がりを滑らかにし、3.2.2項で述べた3次元点群モデル間の相対位置・方向の推定誤差や、レーザスキャナ自体のキャリブレーション誤差の影響を目立たなくするために、Gaussianを用いた平滑化を適用する。また、個々のパッチを内包する3次元のAABBを求め、AABBの集合を物体の衝突形状モデルとする。

図11に生成した外観形状モデルと衝突形状モデルの例を示す。モデルでは椅子に相当する領域が切り出されている。複数の直方体が衝突形状モデルを表し、椅子の形に見えるものが外観形状モデルを表す。

3.2.8 体験環境の形状モデルの生成例

本研究で開発した地震体験システムは、オフィス、学校の教室、住居など、人が普段生活している環境を対象に使用することを目指している。これらの部屋の中には、本棚やファイルラック、机や椅子、テレビなど、強い地震が発生した場合に移動したり倒れたりする可能性がある物が多数置かれている。開発した地震体験システムを用いて、これらの環境を対象に地震体験環境を適切に作成できるかを評価するため、地震が発生した場合に移動したり倒れたりする可能性がある物が置かれている、大学研究室、倉庫として使用している和室（和室1）、居間として使用している和室（和室2）の3つの部屋を対象に計測を実施し、3.2.1項から3.2.7項までの処理を適用した。大学の研究室は約7.2m×3.6mの部屋であり、机6台、椅子8脚、本

表2 処理対象の部屋とモデル作成の結果
Table 2 Target rooms and modeling results

部屋	サイズ [m]	スキャン 回数	照明数 (認識/実際)	物体数	処理時間 [分]
大学研究室	7.2×3.6	15	3/4	14	37.2
和室 1	3.5×2.5	7	1/1	3	14.2
和室 2	3.5×2.5	5	0/0	3	6.3

棚 2 台などが置かれている。和室 1 は約 3.5m × 2.5m の部屋であり、タンス 1 台、長鏡 1 台、洋服掛け 2 台が置かれ、洋服掛けには約 20 着の服が掛けられている。和室 2 は約 3.5m × 2.5m の部屋であり、液晶テレビ 1 台、小型のタンス 1 台、ゴミ箱などが置かれている。大学研究室は、多数の椅子や机が置かれているが、互いに数十 cm 程度離れている物が多い。和室 1 も同様に多数の物が置かれているが、互いに接触している物が多い。和室 2 は、物の数は少ないが、薄型のテレビが壁近くに配置されているという特徴がある。処理には CPU として Intel 社の Core i5-3570K を搭載したパソコンを使用した。

図 12 に実際の部屋の写真（上段右 3 枚）とモデル化した結果（最左列および下段右 3 枚）、表 2 に部屋サイズなどの情報を示す。3.2.2 項で述べた 3 次元点群モデル間の相対的な位置と方向を推定する処理が成功するか否かは計測する対象の環境の複雑さにも依存するが、今回の 3 つの環境を対象とした場合には、概ね成功しているように見える。しかし、大学研究室に関しては、椅子や机が個別の物として認識されているが、本棚に入っている本などの小さな物体が本棚と 1 つの物として纏めて認識されている。また、和室 1 に関しては、多数の服があるにも関わらず、表 2 に示した様に認識された物体の個数が 3 個となるなど、接触している複数の物を 1 つの物として抽出する結果となった。一方、和室 2 では、壁の近くに置かれた薄型のテレビが抽出されず、部屋の壁の一部として処理される結果となった。このように、物体が密に接触している場合や、薄い物体が部屋の壁の近くに配置されている場合は、本研究で開発したシステムは物体を適切に抽出できない。その為、多数の本が収納されている図書館や、絵画が壁に掲げられている博物館などでは、本研究で開発したシステムは使用できないと予想される。今後、3 次元点群モデルとカメラ画像のみからこれらを分離して認識するためには、画像処理における一般物体認識の技術を導入するなど、さらなる改善が必要である。一方、処理時間に関しては、最も時間を要した場合（大学研究室）でも、40 分以下で処理が終了しており、イベント等で当日システムを現場に持ち込んで計測・処理し、その場で地震を体験してもらうことも可能であると言える。

照明の認識に関しては、大学研究室で 4 個の照明の

うち 3 個しか認識されなかった。照明を認識する際の閾値を緩くする対策も考えられるが、閾値が緩すぎると壁などに反射した光を照明として誤認識してしまう可能性もある。環境内に多数の照明がある場合には、一部の照明の認識失敗はレンダリング結果に大きな影響は与えないが、小さな部屋で少数の照明しかない場合には影響を与える可能性がある。今後、部屋形状を考慮して壁の照明の反射を除去することや、照明の色や照度分布を事前知識として利用することにより認識精度を向上させるなどの対策が必要である。

3.2.9 衝突音の生成

衝突音は、剛体挙動シミュレーションにおいて、物体同士が衝突したと判定された時に、その物体間の相対速度に比例した音量で再生する。一般に剛体挙動シミュレーションでは物体の運動に大きな変化を起こさない衝突が多数発生するが、その全てで衝突音を再生すると処理負荷が大きくなる。そこで、本研究では、衝突した物体間の相対速度が 0.1m/s 以上の場合のみ衝突音を再生することにした。ただし、衝突音の再生音量が予め定めた最大音量を超える場合は、その最大音量で再生する。

衝突した時に発生する衝突音は、衝突する物体の材質によって異なるが、今回は衝突する物体の材質を知ることが困難であるため、予め準備した衝突音からランダムに選んで提示することにした。予め準備する衝突音は [24] にある衝突音から金属、木、プラスチック、ガラスが互いに衝突する音を取得し、10ms の移動平均値で音量が最大となる時刻から前後時間方向に音量がピークの 1/100 になる時刻の間を切り出して用いた。

3.2.10 地鳴り音の生成

地震波が到達した際、部屋や物が震動するのに加え、地鳴りと呼ばれる音が発生する。地鳴り音の発生機構は完全には解明されていないが、本研究では、地鳴り音は部屋の 3 軸方向の変位量の合計値、すなわち、地震の加速度データ 3 軸成分をそれぞれ 2 重積分したものの合計値に比例すると仮定する。実際には、合計した結果に 5Hz のハイパスフィルタを適用し、可聴音量まで増幅して出力する。

3.3 体験サブシステム

体験サブシステムのハードウェアは、両眼広視野 HMD（Oculus VR 社製、Oculus Rift Development Kit 2、視野角約 100°）、環境ノイズ低減ヘッドホン（オーディオテクニカ社製、ATH-ANC9）、パソコン（CPU: Intel Core i7-3770、GPU: NVIDIA GTX780Ti）で構成される。体験者に映像を提示する際には、HMD に付属のキャリブレーションツールを用いて体験者の眼球間距離を取得し、その結果を用いて左右の眼に異なる映像を提示することにより、ステ



図 12 部屋の写真 (上段右 3 枚) と自動生成されたモデル (最左列および下段右 3 枚)

Fig. 12 Photos of rooms (Top-Right) and models built automatically (Left and Bottom-Right).

レオ映像を提示する。図 13 に本体験サブシステムを用いて地震を体験している様子を示す。体験サブシステムは椅子に座った状態で使用し、体験者の頭の位置と向いている方向は、HMD に付属のトラッキング機能を使用して計測し、映像をレンダリングする際の視点の位置・方向として使用する。

剛体挙動シミュレーションの実行と 3 次元映像のレンダリングには Epic Games 社の Unreal Engine 4 [25] を用いた。映像をレンダリングする際のフレームレートは HMD の最大フレームレートである 75fps とした。このフレームレートを実現できるか否かは体験の対象とする環境の複雑さに依存するが、図 12 に示した 3 つの環境では、全て 75fps のフレームレートで映像を提示できることを確認した。

剛体挙動シミュレーションを実行するにあたり、照明の計算を含めた処理負荷の低減とシミュレーション実行の安定性を向上させるために、部屋は常に静止しているものとし、地震の加速度データをカットオフ周波数が 30Hz のローパスフィルタに通した後、描画のフレームレートで再サンプリングし、環境内の物体と視点の加速度とすることにより、部屋を直接震動させる場合と同等の効果を得られるようにした。

4. 地震体験システムの評価

第 3 章で述べたように、屋内環境を計測して得た 3 次元点群モデルから部屋の壁や天井を認識・除去し、環境内に存在する物を切り分ける処理は実現できたが、その結果を地震の模擬体験に利用した場合に、体験者が違和感を感じないかや地震に対する恐怖を喚起できるかなどは不明である。



図 13 地震体験の様子

Fig. 13 Earthquake experience by a user.

そこで本研究では、18 名の大学生に本システムを利用してもらい、アンケートにより、1. リアリティ、2. 印象の残りやすさ、3. 体感震度、4. 恐怖感、5. VR 酔いの 5 つの項目を評価した。本研究で開発した地震体験システムは、体験者の身近な環境で地震が発生した場合の様子を容易に模擬体験可能にすることにより、防災意識を高めることに貢献することを最終的な目的としており、本来であれば、体験者の身近な環境と身近ではない環境の両方で地震を模擬体験してもらい、その効果を比較する必要があるが、今回の評価では、3 章で述べた手法で地震の模擬体験環境を自動的に生成した結果を利用した場合に、体験者がどのように感じるか (提案手法の絶対的な性能) を評価することを主な目的とし、さらなる比較実験は将来課題とする。また、開発したシステムの恐怖喚起に関する詳細な性能評価、すなわち、どのような環境であれば、より強く恐怖を喚起できるか、または、恐怖を喚起できない

かを明らかにすることや、地震の震動データを異なる方法で生成した場合や、他の方法で音を合成した場合との比較も今後進める必要がある。

4.1 実験条件

地震の発生を体験する対象の部屋は、3.2.8項で示した大学研究室とし、同じ部屋内で体験サブシステムを用いて地震を体験してもらった。大学研究室は、椅子や机が置かれている環境であり、小中学校や高校の教室、企業のオフィス、家の書斎・リビングなどに、似た特徴を持つ部屋が存在する。従って、大学研究室を対象に地震を模擬体験した場合に恐怖を感じさせることができれば、これらの似た特徴を持つ部屋を対象とした場合でも同様に恐怖を喚起できる可能性がある。ただし、実際に恐怖を喚起できるかは、改めて評価実験を実施して確かめる必要がある。

評価に用いた地震の揺れ（加速度）データは、防災科学技術研究所が公開している2011年3月11日に発生した東北地方太平洋沖地震のK-NET観測強震動データ[26]とし、提示する地震の揺れの大きさの違いに応じて、評価者が感じる揺れの大きさが適切に変化するかを評価するため、震度が異なる3種類の地震を評価者に提示することにした。具体的には、対象とする地震で観測された最大の震度である震度6.6の震動データ（観測点ID: MYG004）を評価者に提示する地震の最大の震度とした。また、予備実験により判明している、評価者が確実に揺れを認識できる最小の震度3.0よりも大きい震度4.0の震動データ（観測点ID: AKT006）を最小の震度とした。そして、そのほぼ中間の震度として震度5.0の震動データ（観測点ID: GNM011）を加えた3種類の地震を評価者に提示することにした。使用する時間帯は、全ての震動データで揺れのピークを含む14時46分20秒から14時48分20秒の2分間とした。図14に、震度6.6の地震として体験者に提示した映像の例を示す。

評価者は、地震による心的外傷後ストレス障害の自己申告はない18名の大学生（うち男性は13名）とした。評価者は全員、過去にHMDを用いて仮想空間内に没入した経験はなく、今回の体験の対象となる大学研究室に入るのは初めてであった。なお、評価者には、提示される地震シミュレーションに使用されている形状モデルや音が、自動的に生成されたものであることは伝えなかった。

4.2 実験プロトコル

本評価実験の流れを図15に示す。体験は評価者1人ずつ行なったが、実験の概要の説明等は3名もしくは4名を1組として纏めて実施した。まず始めに評価者控室において実験の概要を説明したのち、「評価者の意思で自由に体験を中止できること」「中止して

も評価者の不利益にはならないこと」を説明し、実験参加の同意書に署名してもらった。その後、アンケートQ1として、過去に体験した地震の最大震度を答えてもらった。その際、気象庁震度階級関連解説表[27]を用いて震度と人の体感・屋内の状況の対応を説明した。その後、評価者は1名ずつ大学研究室に移動し、体験サブシステムを用いて地震を体験してもらった。順番を待つ評価者は評価者控室で待機してもらった。各評価者には、地震を体験する前にHMDのキャリブレーションを実行し、その後、ヘッドホンを装着してもらった。前述のように、評価者には3種類の地震を体験してもらったが、各地震の体験直後にアンケートQ2として、「Q2-1 体感震度はいくつでしたか？（最大の瞬間）」という質問に対して震度を数値で答えてもらい、「Q2-2 恐怖を感じましたか？（最大の瞬間）」という質問に「5：非常にそう思う」から「1：全くそう思わない」までの5段階で答えてもらった。その際、評価者がHMDを取り外す必要が無いように、質問内容はHMDの画面上に表示し、口頭で回答してもらった。評価者が体験する地震は順序効果を避けるために評価者ごとに順番を入れ替えた。全ての地震を体験した後は、HMDとヘッドホンを外し、アンケートQ3として表3に示すリアリティ（Q3-1からQ3-4）、印象の残りやすさ（Q3-5）、VR酔い（Q3-6）の6つの質問に答えてもらい最後に自由コメントを述べてもらった。Q3-1～Q3-5までは「7：非常にあてはまる」から「1：全くあてはまらない」の7段階で回答してもらい、Q3-6は、「4：非常に気持ち悪い」から「1：全く気持ち悪くない」の4段階で回答してもらった。その後、インタビューとして、アンケートQ3-1からQ3-4までで、否定的な回答である「どちらかといえばあてはまらない」「あてはまらない」「全くあてはまらない」と答えた項目に対してその回答の理由を口頭で尋ねた。インタビューが終わった後は、謝礼を渡した後、評価者控室には戻らず（他の評価者とは会わずに）帰宅してもらった。

4.3 結果と考察

アンケートQ1（過去に体験した地震の最大震度）の回答を図16に示す。18名の評価者のうち、過去に経験した地震の最大震度が震度3もしくは震度4である評価者が大半を占める結果となった（15名／18名）。これらの評価者と、過去に経験した地震の最大震度が震度0（経験なし）、震度2、震度5強の評価者のアンケートQ2およびQ3への回答結果を比較したところ、特に大きな違いは見られなかった。以下、個々のアンケートの回答結果を考察する。

アンケートQ2-1への回答（提示した震度と評価者が感じた震度の分布）を図17に示す。図中、震度5弱

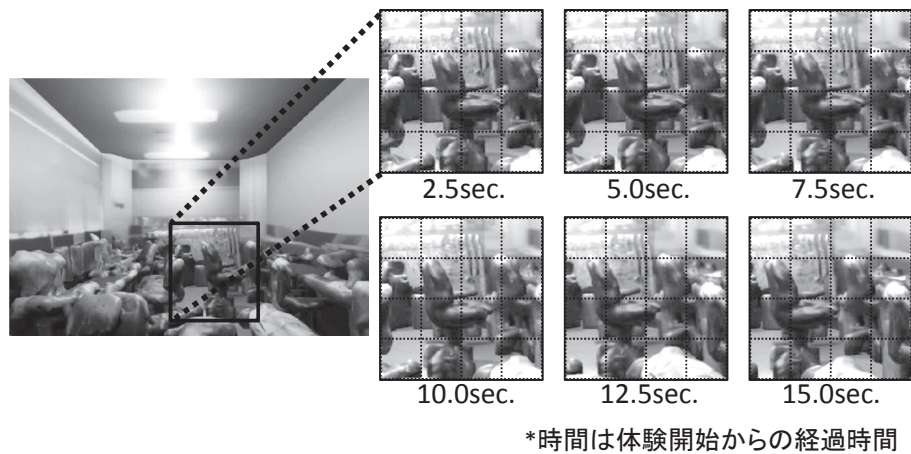


図 14 地震シミュレーション体験時の映像の例 (震度 6.6)
Fig. 14 Example of user's view during the earthquake simulation (Scale 6.6).

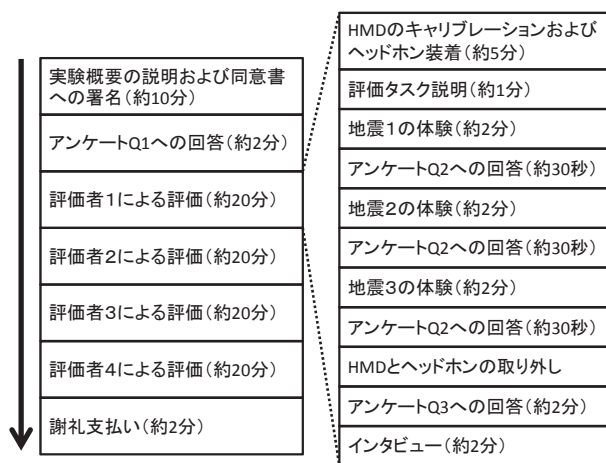


図 15 実験の流れ
Fig. 15 Experimental protocol.

表 3 アンケート項目 (Q3)
Table 3 Questions in questionnaire Q3

質問内容	回答尺度
Q3-1 揺れていない時、3D 環境は写実的に見えましたか？	7 段階
Q3-2 部屋の中の物体の揺れを実際の地震と似ていると感じましたか？	
Q3-3 部屋自身の揺れを実際の地震と似ていると感じましたか？	
Q3-4 音を実際の地震と似ていると感じましたか？	
Q3-5 この地震シミュレーションは印象に残りましたか？	
Q3-6 シミュレーションでどの程度酔いを感じましたか？	4 段階

は 4.75、震度 5 強は 5.25、震度 6 弱は 5.75 とし、回答者人数を円の半径で示している。提示する地震の震度が大きくなるにつれて感じる震度も大きくなっているが、評価者が感じた震度は提示した震度に比べ一律に低い結果となった。

アンケート Q2-2 (恐怖を感じたか) への回答を図

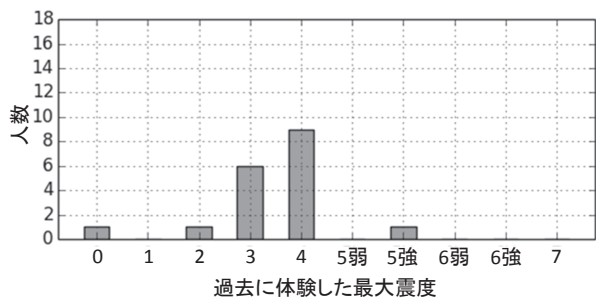


図 16 評価者が過去に経験した地震の最大震度 (Q1 への回答)

Fig. 16 Maximum earthquake seismic intensity scale experienced by evaluators (Answers for Q1).

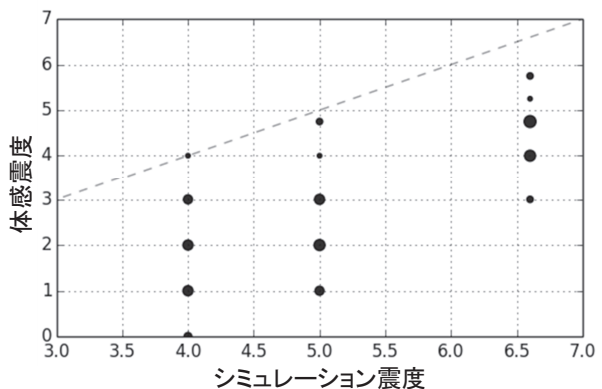


図 17 提示した震度と評価者が感じた震度 (Q2-1 への回答)

Fig. 17 Simulated vs. Perceived seismic intensity scale (Answers for Q2-1).

18 に示す。評価者のうちの半数以上が震度 6.6 の地震に対して恐怖を感じていたことが分かる。また、自由コメントで「本当の地震と同じくらい恐怖を感じた」と述べていた評価者もいた。

以上の結果により、開発した地震体験システムを用

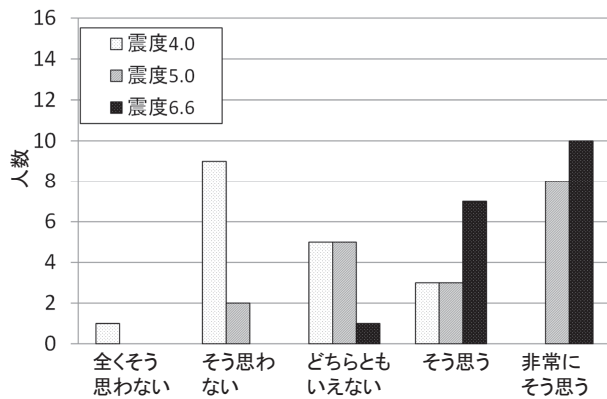


図 18 恐怖を感じたかに対する回答 (Q2-2 への回答)

Fig. 18 Perceived fear for each simulated scale (Answers for Q2-2).

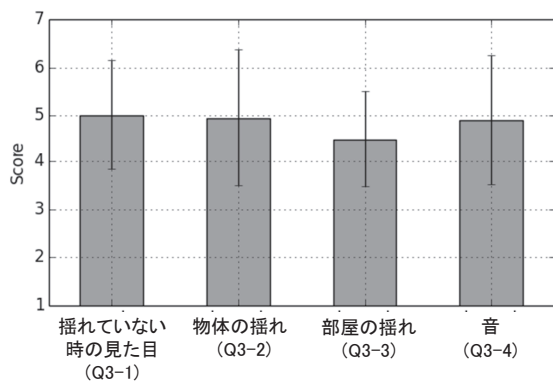


図 19 地震のリアリティに関する全評価者の回答の平均と標準偏差 (Q3-1, Q3-2, Q3-3, Q3-4 への回答)

Fig. 19 Means and standard deviations of scores for the realness (Answers for Q3-1, Q3-2, Q3-3 and Q3-4).

いて自動的に生成した地震体験のコンテンツは、体験者に恐怖を喚起することができることが確認できたが、感じる震度が提示した震度よりも小さくなることが分かった。

地震のリアリティに関するアンケート Q3-1 から Q3-4 の全評価者の回答の平均と標準偏差を図 19 に示す。ここでは各質問に対する 7 段階の答えを「全くあてはまらない」の 1 から「非常にあてはまる」の 7 までに変換して計算している。部屋の揺れのリアリティ以外は 5 (どちらかといえばあてはまる) 程度の結果となり、部屋の揺れのリアリティは「どちらかといえばあてはまる」と「どちらともいえない」の中間の結果となった。

アンケート Q3-1(揺れていない時の見た目) に否定的な回答をした 3 名にその理由を尋ねたところ、「物質の質感などが合成映像のように見える」「画像が荒いので作り物感があった」「あんまり鮮明に見えてい

なかった」という回答があった。主に画像の解像度が低いことが原因で、物体が本物のように見えなかったと考えられる。今回は、処理を高速化するために複数のカメラ画像を 1 枚のパノラマ画像に変換した後、物体のテクスチャを生成したため、テクスチャの解像度が低くなったが、カメラ画像から直接テクスチャを生成してテクスチャの解像度を上げるなどの対策が必要である。

アンケート Q3-2(物体の揺れ) に否定的な回答をした 3 名にその理由を尋ねたところ、「物が倒れないのが不自然」「実際はもうちょっと縦方向とか、複雑な揺れ方をする気がする」「椅子などがキャスター付きのように思ったが、動いていかなかった」という回答があった。今回はセグメンテーションする際に、物理的に安定させることを優先したが、3.2.6 項の処理で、判定に用いる支持多角形を強制的に拡大するなど、シミュレーション時に物体を倒れ易くすればリアリティを向上できる可能性がある。

アンケート Q3-3(部屋の揺れ) に否定的な回答をした 3 名にその理由を尋ねたところ、「揺れの体感が無い」「地震体験車などと違って揺れてる実感が少なかった」「揺れ方がなにか違う」という回答があった。震動刺激などの体感刺激を提示していないことが原因の 1 つであると考えられる。一方、「どちらともいえない」と答えた評価者が 7 名居たが、インタビューの結果、地震体験時に、椅子などの動きに注目したため部屋自体は意識して見ておらず、判断できなかったために、「どちらともいえない」と答えた評価者が少なくとも 3 名居ることが分かった。

アンケート Q3-4(音) に否定的な回答をした 4 名にその理由を尋ねたところ、「実際はもっと食器の音などもする」「音の種類が実際より少ない」「からんからんという音があったが、実際の地震の時に聞いたことはない」「なんとなく迫力がない」という回答があった。今回は衝突音に関しては金属、木、プラスチック、ガラスが互いに衝突する音をランダムに提示したが、ランダムであることが原因で違和感を生じさせることは無かったが、音の種類が十分ではなかったと考えられる。今後は他の種類の物体の衝突音も準備するなど、多様な衝突音を提示できるようにする必要がある。一方、地鳴り音に関しては、インタビューの結果、2 名の評価者がその存在を認識していなかったことが分かったが、残りの 16 名は全員、「地鳴り音はリアルである」という旨の意見を述べており、地震の揺れのデータから地鳴り音を生成することにより、リアルな音を生成することが分かった。

アンケート Q3-5(シミュレーションが印象に残ったか) に対する全評価者の平均は「どちらかといえばあて

はまる」を上回る 5.3 となった。今回の評価者は全員、HMD を用いて仮想空間内に没入することが初めてであったため、その影響を受けて「印象に残る」と答えた人が多かった可能性があるが、その影響も VR を用いた地震体験の効果の一部であるとするれば、VR を用いた地震体験システムは、地震の印象を残すのに効果があると言える。ただし、今回の評価では、地震体験直後にアンケートに回答してもらっており、印象に関する回答がポジティブに出やすい条件だった可能性もある。今後、地震を模擬体験する効果の持続性（地震を体験することにより、地震への備えをしておこうと思う期間がどの程度持続するか）をより適切に評価するために、外部からの影響を可能な限り排除した状態で長期間に渡ってアンケートを実施するなど、より厳密な評価を実施する必要がある。

アンケート Q3-6(酔いを感じたか)に関しては、3 名の評価者が「少し気持ち悪い」、15 名の評価者が「全く気持ち悪くない」と答えた。今回の評価では、評価者は 3 回の地震体験と各体験後のアンケートを回答する合計 10 分程度の間、連続して HMD を装着していた。体験システムを用いて実際に多くの人に地震体験をしてもらう場合は、1 回の地震体験のみとすることが想定され、今回よりも装着時間は短くなると思われるが、どの程度まで VR 酔いを抑えられるかは今後評価する必要がある。

5. おわりに

本研究では、VR 技術を用いた地震体験システムのコンテンツを作成する労力を低減させることを目的に、屋内環境をレーザスキャナで計測して得た 3 次元点群モデルとカメラ画像から自動的にコンテンツを生成する機能を備えた地震体験システムを開発した。本システムを用いて生成したコンテンツを 18 名の大学生に体験してもらった結果、提示する震度の大きさに応じて体感震度が大きくなり、震度 6.6 の地震を提示した場合には、視覚と聴覚以外の刺激提示が無い場合でも、体験者の半数以上が地震に対する恐怖を感じることができていることを確認した。また、地震の揺れのデータから地鳴り音を生成することにより、リアルな音を生成することが分かった。しかし、体験者が感じた震度は提示した震度よりも低い結果となった。これは今回のシステムでは震動刺激などの体感刺激を提示していないことが原因の 1 つであると考えられる。近年は小型のバイブレータなども安価で入手可能である。地震のシミュレーション結果に応じて体験者の体に装着したバイブレータを震動させる機能を追加することで、地震体験のリアリティを向上させ、より恐怖を喚起できる可能性がある。

一方、今回開発した地震体験システムでは、体験環境をスキャンしてから地震シミュレーションの実行に必要なモデルを生成するまで、数分から数十分の時間が必要であるが、この待ち時間の間に、環境をスキャンする際に取得した画像をパソコン画面に表示し、画像上に写っている物体の種類や材質を手作業で設定し、その結果を用いて衝突時に提示する音の種類を自動的に選択する機能を実現すれば、ユーザの労力を大きくは増やすことなく、よりリアリティの高い音を提示することが可能になると期待される。

今後の課題としては、本研究で開発した地震体験システムを用いて生成した物体のモデルを使用した場合と、専門家が手作業で作成したモデルや他の自動生成手法で作成したモデルを使用した場合を比較する評価実験を実施することにより、提案手法の有効性をさらに詳しく評価する必要がある。また、小学校の教室や会社のオフィスなど、別の環境を対象とした場合に、開発したシステムが安定して稼働するかを検証することや、体験者が普段生活している環境を対象に地震を模擬体験した際の効果を評価することなどが挙げられる。

謝辞

本研究で地震シミュレーションを実行するにあたり、防災科学技術研究所が公開している K-NET の強震観測記録を利用させて頂きました。

参考文献

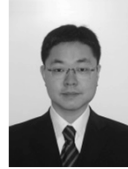
- [1] R. Sinha, A. Sapre, A. Patil, A. Singhvi, M. Sathe and V. Rathi: Earthquake disaster simulation in immersive 3D environment: Proc. of World Conference on Earthquake Engineering (2012).
- [2] 松平 昌之, 山口 龍介, 平山 義, 王 猛, 吉田 稔, 翠川 三郎, 広瀬 茂男: 全方向移動型可搬式地震動シミュレータ”地震ザブトン”の開発: 第 27 回日本ロボット学会学術講演会 (2009).
- [3] 柳 在鎬, 橋本 直己, 佐藤 誠, 大野 隆造: 地震災害に対する防災教育のためのポータブル VR システムの構築—リアル物理シミュレーションを利用した防災教育—: 日本建築学会大会学術講演会, pp.469-470 (2007).
- [4] R. Newcombe, A. Davison: Live Dense Reconstruction with a Single Moving Camera: Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.1498-1505 (2010).
- [5] O. Kahler, V. Prisacariu, C. Ren, X. Sun, P. Torr and D. Murray: Very High Frame Rate Volumetric Integration of Depth Images on Mobile Device: IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics, 21(11), pp.1241-1250 (2015).
- [6] 天野 貴文, 吉川 真: レーザ計測による地理空間データを用いたデジタルシティの構築: Theory and Applications of GIS, 20(2), pp.23-33 (2012).
- [7] 稲垣 意地子, 大石 哲, 砂田 憲吾, 湯本 光子: ビデオストーリーを用いた防災教育のための児童の記憶形成の把握に関する研究: 自然災害科学, 27(4), pp.401-413 (2009).

jma/kishou/known/shindo/kaisetsu.html

(2016年1月7日受付)

[著者紹介]

石井 裕剛 (正会員)



2000年京都大学大学院エネルギー科学研究科博士後期課程修了。2004年から1年間、ノルウェーエネルギー技術研究所客員研究員。現在、同大学院エネルギー科学研究科助教。主に複合現実感の研究に従事。

半田 大樹



2012年京都大学工学部電気電子工学科卒業。2014年京都大学大学院エネルギー科学研究科修士課程修了。現在、グーグル株式会社勤務。

下田 宏



1989年京都大学大学院工学研究科電気工学第二専攻修士課程修了。京都大学博士(工学)。1989～1996年(株)島津製作所にMRIの開発に従事。1996年京都大学大学院エネルギー科学研究科助手、1999年同助教授、2012年同教授。2002～2003年ノルウェーエネルギー技術研究所客員研究員。マンマシンシステム、知的生産性、生理指標計測等の研究に従事。

- [8] 山極 勇一郎, 竹村 研一: 起震車による地震の模擬体験が児童の防災意識・防災行動に及ぼす影響: 筑波大学心理学研究, 第10号, pp.103-117 (1988).
- [9] A. Nguyen, B. Le: 3D Point Cloud Segmentation: A survey: Proc. of IEEE Conference on Robotics, Automation and Mechatronics: pp.225-230 (2013).
- [10] Z. Jia, A. Gallagher, A. Saxena, T. Chen: 3D-Based Reasoning with Blocks, Support, and Stability. Proc. of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp.1-8 (2013).
- [11] B. Zheng, Y. Zhao, J. Yu, K. Ikeuchi, S. Zhu: Detecting potential falling objects by inferring human action and natural disturbance: Proc. of IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.3417-3424 (2014).
- [12] S. Oishi, R. Kurazume, Y. Iwashita, T. Hasegawa: Denoising of Range Images using a Trilateral Filter and Belief Propagation: Proc. of International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp.2020-2027 (2011).
- [13] R. Rusu, N. Blodow, Z. Marton, M. Beetz: Aligning Point Cloud Views using Persistent Feature Histograms: Proc. of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, pp.3384-3391 (2008).
- [14] N. Mellado, D. Aiger, N. Mitra: Super 4PCS Fast Global Pointcloud Registration via Smart Indexing: Computer Graphics Forum, 33(5), pp.205-215 (2014).
- [15] R. Prim: Shortest Connection Networks and Some Generalizations: Bell System Technical Journal, 36(6), pp.1389-1401 (1957).
- [16] A. Moreira, M. Santos: Concave Hull: A k-nearest Neighbours Approach for the Computation of the Region Occupied by a Set of Points: Proc. of International Conference on Computer Graphics Theory and Applications, pp.61-68 (2007).
- [17] J. Coughlan, A. Yuille: The Manhattan World Assumption: Regularities in scene statistics which enable Bayesian inference: Proc. of Neural Information Processing Systems Conference (2000).
- [18] A. Telea: An Image Inpainting Technique Based on the Fast Marching Method: Journal of Graphics, GPU, and Game Tools, 9(1), pp.23-34 (2004).
- [19] R. Rusu: Semantic 3D Object Maps for Everyday Manipulation in Human Living Environments: Ph.D. thesis, Computer Science Department, Technische Universitaet Muenchen (2009).
- [20] M. Vukobratovi, B. Borovac: Zero-Moment Point - Thirty Five Years of its Life: International Journal of Humanoid Robotics, 1(1), pp.157-173 (2005).
- [21] M. Kazhdan, M. Bolitho, H. Hoppe: Poisson Surface Reconstruction: Proc. of Eurographics Symposium on Geometry Processing, pp.61-70 (2006).
- [22] R. Kolluri, J. Shewchuk, J. O'Brien: Spectral Surface Reconstruction from Noisy Point Clouds: Proc. of Symposium on Geometry Processing, pp.11-21 (2004).
- [23] J. Boissonnat, S. Oudot: Provably Good Sampling and Meshing of Surfaces: Graphical Models, 67(5), pp.405-451 (2005).
- [24] Freesound :<https://freesound.org/>
- [25] Epic Games Inc., Unreal Engine 4: <https://www.unrealengine.com/>
- [26] 防災科学技術研究所強震観測網: <http://www.kyoshin.bosai.go.jp/kyoshin/>
- [27] 気象庁震度階級関連解説表: <http://www.jma.go.jp/>