

磁力の異なるブロックを用いた種類の認識可能な ブロック構造物認識システム

柳原 直貴^{1,a)} 清 佑輔^{2,b)} 志築 文太郎^{3,c)}

概要：実世界の物体を操作することにより、コンピュータ内の仮想物体の操作を可能にするタンジブルユーザインタフェース（TUI）が提唱されている。その TUI の一つとして、LEGO のようなブロック型玩具を組み立てることによって 3D モデルの作成を可能にするブロック型 TUI が研究されている。我々は、磁気センサを用いた構造物認識システムである Tesla Blocks を用いて、磁力の向きが異なる 2 種類のブロックの認識調査および磁力の強さが異なる 2 種類のブロックの認識調査を行った。認識調査の結果、磁力の向きが異なる 2 種類のブロックの認識精度は 92.5%、磁力の強さが異なる 2 種類のブロックの認識精度は 86.3% であり、磁力の向きが異なる 2 種類のブロックまたは磁力の強さが異なる 2 種類のブロックを用いれば種類を認識できることがわかった。しかし、磁力の向きおよび強さが異なる 3 種類のブロックの認識精度は 45.5% であった。

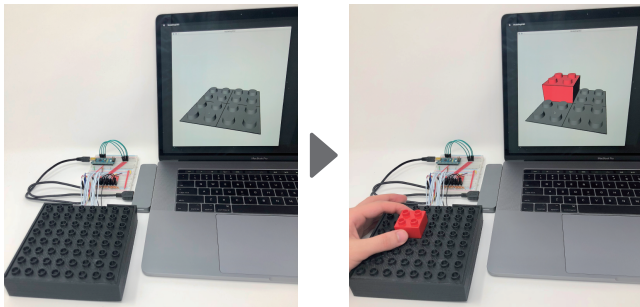


図 1 Tesla Blocks.

1. はじめに

実世界の物体を操作することにより、コンピュータ内の仮想物体の操作を可能にするタンジブルユーザインタフェース（TUI）が提唱されている ([1], [2], [3] など)。その TUI の一つとして、LEGO のようなブロック型玩具を組み立てることによって 3D モデルの作成を可能にするブロック型 TUI が研究されている ([4], [5], [6] など)。汎用的な 3D モデリングではマウスおよびキーボードを用いて物体を操作するため、ユーザは各操作の学習を必要とされる。それに対し、ブロック型 TUI による 3D モデリングでは実世界のブロックを積み上げる単純な操作が仮想物体

を積み上げる操作に対応するため、ユーザはマウスおよびキーボードを用いる操作よりも容易に扱うことができる。

ブロック型 TUI を実現するにあたり、組み立てられたブロック（以降、構造物）を認識する必要がある。我々は、これまでに磁気センサを用いた構造物認識システムである Tesla Blocks（図 1）を開発した [7], [8]。Tesla Blocks は、ブロックを置くことのできる土台内部に磁気センサを複数配置したハードウェアを用いて構造物を認識する。また、ブロックを複数個置いた構造物の磁気センサの値は、各位置にブロックを置いた磁気センサの値の総和に等しくなる。よって、Tesla Blocks はブロックを複数個置いた構造物も認識できる。しかし、これまでの研究においてブロックの種類は 1 種類である。複数種類のブロックを認識できるようになれば、ユーザは色の異なるブロックを置くことができるようになりブロック型 TUI 上にて複雑な構造物を容易に 3D モデリングできるようになる。

複数種類のブロックを認識させるため、我々はブロックに内蔵する永久磁石に着目した。磁力の向きおよび強さが異なる永久磁石を内蔵させたブロックを用いれば磁気センサの値が変化するため、異なるブロックとして認識できると考えた。ブロックの種類を増やせるかどうか調査するため、はじめに、磁力の向きが異なる 2 種類のブロックの認識調査および磁力の強さが異なる 2 種類のブロックの認識調査を試みることにした。認識調査の結果、磁力の向きが異なる 2 種類のブロックの認識精度は 92.5%、磁力の強さが異なる 2 種類のブロックの認識精度は 86.3% であり、磁

¹ 筑波大学システム情報工学研究科

² 筑波大学情報メディア創成学類

³ 筑波大学システム情報系

a) yanagihara@iplab.cs.tsukuba.ac.jp

b) sei@iplab.cs.tsukuba.ac.jp

c) shizuki@cs.tsukuba.ac.jp

力の向きが異なる2種類のブロックまたは磁力の強さが異なる2種類のブロックを用いれば種類を認識できることがわかった。次に、磁力の向きおよび強さが異なる3種類のブロックの認識調査を行った。しかし、この認識結果は、45.5%と低い結果となった。より多くの種類のブロックの認識精度を向上させるため、土台内部に取り付ける磁気センサの個数、取り付け位置および方向による構造物の認識精度への影響を調査する必要がある。

2. 関連研究

これまでに、構造物を認識するための手法、および、永久磁石と磁気センサを用いたインタラクション技術の研究が多数行われている。

2.1 構造物を認識するための手法

ブロック型 TUI の研究における構造物認識手法として、ブロックに電子回路を内蔵する手法が研究されてきた。Anderson ら [4] は、マイクロコンピュータを内蔵したブロックを用いて構築された構造物を認識するシステムを作製した。このシステムは、マイクロコンピュータ同士の電気通信により構造物認識を行う。マイクロコンピュータ同士の電気通信はブロック間の金属コネクタを介して行われる。Ando ら [9] の提案したシステムである StackBlock は、直方体の6面すべてに赤外線 LED およびフォトトランジスタを格子状に敷き詰めた積み木を用いる。このシステムにおける積み木を用いた構造物の認識は、積み木同士の赤外線を用いた光通信に基づく。また、Hsieh ら [10] は RFID を内蔵したブロックと RFID リーダを用いたタンジブル 3D モデリングシステムである RFIBricks を提案した。

カメラを用いて撮影された構造物の映像から構造物を認識する手法が研究されてきた。Baudisch ら [5] の Lumino は、グラスファイバとマーカによって構成されたブロックを使用して作製された構造物を認識する。システムは構造物を机の下のカメラから撮影し、構造物底面のマーカの見え方から積み上げられたブロックの高さを認識している。また、Miller ら [6] および Gupta ら [11] のシステムは、深度カメラを用いて構造物を認識している。

一方で、Tesla Blocks は、永久磁石を内蔵した単純な構造を持つブロックを用いる。また、磁気計測に基づいた構造物認識により、3D モデリングのためのブロック型 TUI を実現している。さらに、これまでに開発した Tesla Blocks [7], [8] に用いられたブロックに加え、今回は磁力の異なるブロックを用いることによって、複数種類のブロックを用いた構造物の認識を行う。

2.2 永久磁石と磁気センサを用いたインタラクション技術

永久磁石と磁気センサを用いたインタラクション技術の

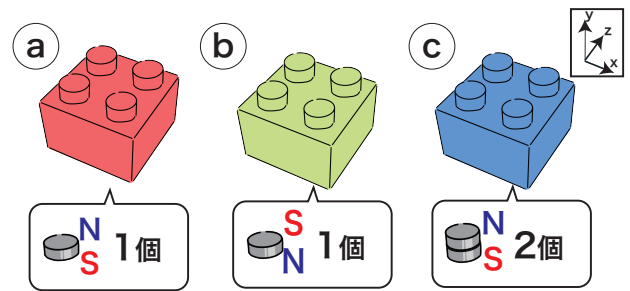


図 2 本実験に用いた3種類のブロック。a: N極がy軸正方向の永久磁石を1個内蔵したブロック。b: S極がy軸正方向の永久磁石を1個内蔵したブロック。c: N極がy軸正方向の永久磁石を2個内蔵したブロック。

研究が盛んに行われている。Kadomura ら [12] の MagNail は、指に取り付けられた永久磁石の磁気をスマートフォンの3軸磁気センサを用いて計測する。この磁気計測に基づいて認識された指および把持の状態は、ペイントアプリケーションやメニュー表示アプリケーションに利用される。さらに、McIntosh ら [13] は、指に取り付けられた永久磁石とモバイル端末内の3軸磁気センサを用いることによって、モバイル端末周辺におけるインタラクションを可能にした。これに加えて、モバイル端末背面に取り付けられたコイルを用いることによって、指先へ振動フィードバックを与えることも可能である。Hwang ら [14] が提案した MagGetz は、モバイル端末の操作を行うための永久磁石を取り付けたウィジェットである。このウィジェットへの操作は、モバイル端末内の3軸磁気センサを用いた磁気計測によって認識される。また、MagCubes [15] は、MagGetz と同様のシステムを用いたブロック型 TUI であり、モバイルインタラクションに用いられる。Zheng ら [16] の Mechamagnets は、物理インタフェースの内部に永久磁石を装着することによって、物理インタフェースを操作するユーザに対して触覚フィードバックを与える手法である。この物理インタフェースへの操作は、磁気センサを用いた磁気の変化の計測により認識される。

一方、Tesla Blocks は永久磁石を内蔵したブロックと3軸磁気センサを用いたブロック型 TUI である。このシステムは3D モデリングのために、磁気計測に基づく構造物認識を行う。

3. 実験

ブロック型 TUI にて認識可能なブロックの種類を増やすため、我々は、N極がy軸正方向の永久磁石を1個内蔵したブロック（赤ブロック、図2a）、S極がy軸正方向の永久磁石を1個内蔵したブロック（緑ブロック、図2b）、およびN極がy軸正方向の永久磁石を2個内蔵したブロック（青ブロック、図2c）を用いて調査した。ここで永久磁石の向きは、y軸を中心としてブロックを回転させても磁

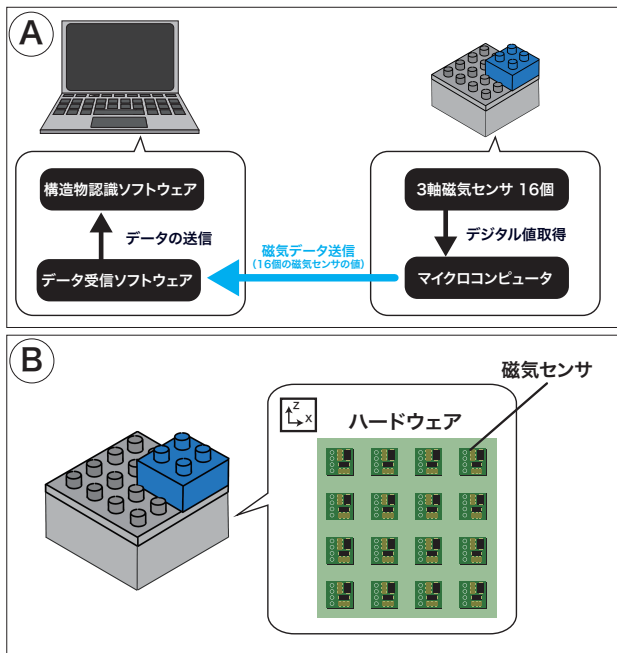


図 3 本実験に用いたシステム構成. A: 本実験に用いたシステム.
B: 土台の内部のハードウェア. ハードウェアには 16 個の 3 軸磁気センサが内蔵されている.

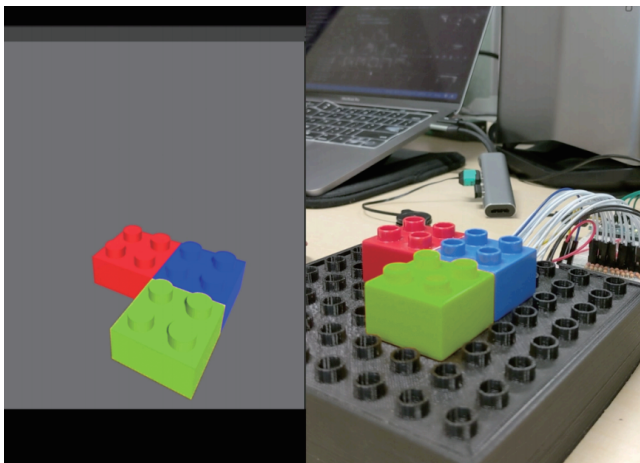


図 4 Tesla Blocks にてブロックを複数種類認識している様子.

気センサの値が変化しない方向に固定した. 本節にて, 実験の詳細および結果を述べる.

3.1 実験装置

本実験に用いたシステムを図 3A に示す. また, Tesla Blocks 上にてブロックを複数種類認識している様子を図 4 に示す. ブロックを置く土台の内部のハードウェアには, 16 個の 3 軸磁気センサが 4×4 の格子状に配置されている (図 3B). 我々は, ブロックとして, 市販の 2×2 LEGO Duplo ブロックを使用した. 永久磁石を固定するため, ブロック内部に永久磁石が埋め込まれた円筒型固定具を取り付けた (図 5). また, ブロックに内蔵される永久磁石として, 磁束密度 220 mT のネオジム永久磁石を使用した.

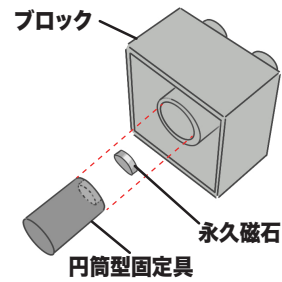


図 5 永久磁石の固定方法.

構造物認識ソフトウェアの実装には Unity (2019.2.14f1) を, データ受信ソフトウェアの実装には Ruby (2.3.7p456) を用いた. 構造物認識ソフトウェアの実装には, Tesla Blocks [7], [8] の認識アルゴリズムを用いた. 本実験のシステムは, 125 msec ごとに 16×3 (=48) 個の磁気センサ値 (以降, 磁気データ) を取得する. また, Tesla Blocks のハードウェア上にて磁気センサの検出レンジを調整することができる. 設定可能な検出レンジは 8 種類 (それぞれ ±0.09 mT, ±0.13 mT, ±0.19 mT, ±0.25 mT, ±0.40 mT, ±0.47 mT, ±0.56 mT, および ±0.81 mT の範囲, 以降, 検出レンジ 1-8) ある. 検出レンジ番号が大きいほど, 構造認識ソフトウェアは長い距離の磁気データを検出できるようになるが微細な磁気データの変化は検出できなくなる. シリアル通信により, 各磁気データはマイクロコンピュータから PC 内のデータ受信ソフトウェアに送信される. データ受信ソフトウェアから受け取った各磁気データは, 構造物認識ソフトウェアに送信される. 学習データとして 1 つの構造物に対して各レンジごとの 8 セットの磁気データ (16×3×8=384 個の磁気センサの値) が保存される.

3.2 予備調査: 1 種類のブロックの認識調査

はじめに予備調査として, 1 種類のブロックを用いて認識調査を行った.

3.2.1 設計

ブロックの配置条件は, 幅および奥に 2×2 (=4) とし, 学習データは各位置に一つブロックを置いた時のデータ (計 4 箇所) とした. 4 箇所の各位置それぞれにブロックを置く場合と置かない場合の 2^4 (=16) 個を, 本実験の認識対象の構造物とした. 認識精度は, 測定した構造物のブロックの位置が実際の構造物と完全に一致した場合のみ認識したとみなし算出された.

3.2.2 手順

まず, 赤ブロックのみを用いた認識調査が行われた. 調査は, 学習フェーズ, 認識フェーズの順に行われた. 学習フェーズでは, 図 6a に示される配置条件 (計 4 箇所) にブロックを置いた時の磁気データを取得した. 認識フェーズでは, 構造物の全てのパターンにて磁気データを測定し,

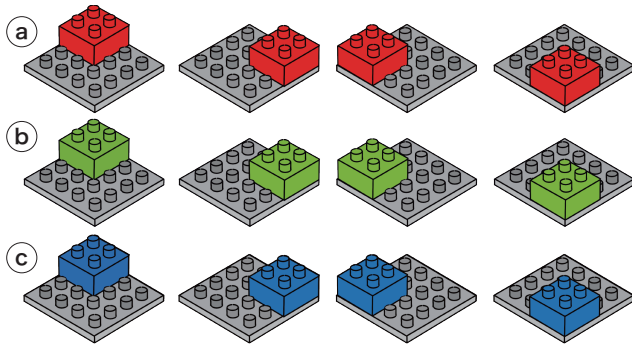


図 6 学習フェーズにて学習した構造物. a-c: 各ブロックの配置条件.

構造物認識ソフトウェアにて認識させた. 赤ブロックのみを用いた認識調査の完了後, 緑ブロックのみおよび青ブロックのみを用いた認識調査も同様の手順にて行われた.

3.2.3 結果

各認識調査の結果を図 7A に示す. 一つ以上の検出レンジが正しく認識した場合の各ブロックの認識精度は 100% であった. 赤ブロックの認識精度は, 検出レンジ 5 以上が 100% となり, 平均 90.6% となった. 緑ブロックの認識精度は, 検出レンジ 1 以外が 100% となり, 平均 99.2% となった. 青ブロックの認識精度は, 検出レンジ 8 のみ 100%, 検出レンジ 2 以下が 50% 以下となり, 平均 66.4% となった.

3.3 調査 1 : 磁力の向きが異なる 2 種類のブロックの認識調査

次に, 磁力の向きが異なる 2 種類のブロックを用いた認識調査を行った.

3.3.1 設計

本調査には, 磁力の向きのみが異なる赤ブロックと緑ブロックの 2 種類を用いた. ブロックの配置条件は, 幅および奥に 2×2 ($=4$) とし, 学習データは $2 \times 2 \times 2$ ($=8$) 箇所とした. 4 箇所の各位置それぞれに 2 種類のブロックをそれぞれ置く場合と置かない場合の 3^4 ($=81$) 個を, 本実験の認識対象の構造物とした. 認識精度は, 測定した構造物のブロックの位置が実際の構造物と完全に一致した場合のみ認識したとみなし算出された.

3.3.2 手順

調査は, 学習フェーズ, 認識フェーズの順に行われた. 学習フェーズでは, 図 6a および図 6b の各位置 (計 8 箇所) にブロックを置いた時の磁気データを取得した. 認識フェーズでは, 構造物の全てのパターンにて磁気データを測定し, 構造物認識ソフトウェアにて認識させた.

3.3.3 結果

各認識調査の結果を図 7B に示す. 一つ以上の検出レンジが正しく認識した場合の認識精度は 92.5% となり, 検出レンジ 4 の時もっとも高い精度 (70%) となった. また検出レンジ 5 以上の場合, 認識精度が 30% 以下と低い結果と

なった.

3.4 調査 2 : 磁力の強さが異なる 2 種類のブロックの認識調査

次に, 磁力の強さが異なる 2 種類のブロックを用いた認識調査を行った.

3.4.1 設計

本調査には, 磁力の強さのみが異なる赤ブロックと青ブロックの 2 種類を用いた. ブロックの配置条件は, 幅および奥に 2×2 ($=4$) とし, 学習データは $2 \times 2 \times 2$ ($=8$) 箇所とした. 4 箇所の各位置それぞれに 2 種類のブロックをそれぞれ置く場合と置かない場合の 3^4 ($=81$) 個を, 本実験の認識対象の構造物とした. 認識精度は, 測定した構造物のブロックの位置が実際の構造物と完全に一致した場合のみ認識したとみなし算出された.

3.4.2 手順

調査は, 学習フェーズ, 認識フェーズの順に行った. 学習フェーズでは, 図 6a および図 6c の各位置 (計 8 箇所) にブロックを置いた時の磁気データを取得した. 認識フェーズでは, 構造物の全てのパターンにて磁気データを測定し, 構造物認識ソフトウェアにて認識させた.

3.4.3 結果

各認識調査の結果を図 7B に示す. 一つ以上の検出レンジが正しく認識した場合の認識精度は 86.3% となり, 検出レンジ 4 の時もっとも高い精度 (70%) となった. また検出レンジ 4, 検出レンジ 5 以外の認識精度が 20% 以下と低い結果となった.

3.5 調査 3 : 磁力の向きおよび強さが異なる 3 種類のブロックの認識調査

最後に, 磁力の向きおよび強さが異なる 3 種類のブロックを用いた認識調査を行った.

3.5.1 実験設計

本調査には, 赤ブロック, 緑ブロック, および青ブロックの 3 種類を用いた. ブロックの配置条件は, 幅および奥に 2×2 ($=4$) とし, 学習データは $2 \times 2 \times 2$ ($=8$) 箇所とした. 4 箇所の各位置それぞれに 3 種類のブロックをそれぞれ置く場合と置かない場合の 4^4 ($=256$) 個を, 本実験の認識対象の構造物とした. 認識精度は, 測定した構造物のブロックの位置が完全に一致した場合のみ認識したとみなし算出した.

3.5.2 実験手順

学習フェーズでは, 図 6 の各位置 (計 12 箇所) にブロックを置いた時の磁気データを取得した. 学習フェーズ終了後, 認識フェーズに移行した. 認識フェーズでは, 構造物の全てのパターンにて磁気データを測定し, 構造物認識ソフトウェアにて認識させた.

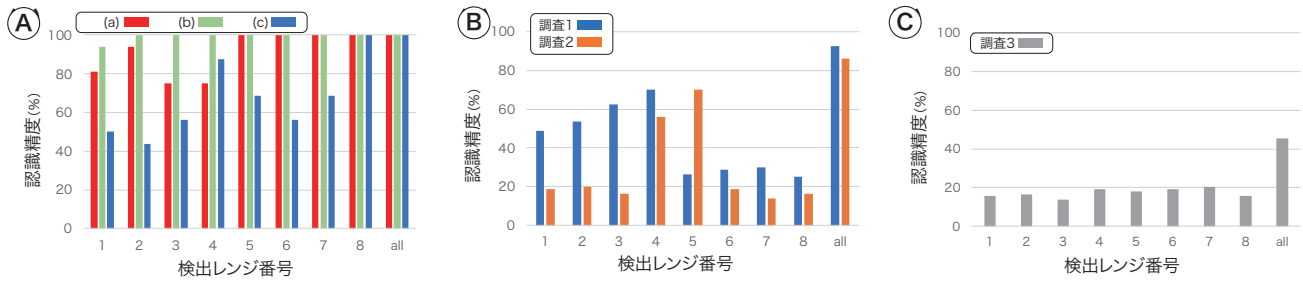


図 7 磁力の異なるブロックを組み込んだ構造物の認識結果. all は 1 つ以上の検出レンジが正しく認識した場合の認識精度の結果を示している. A: 1 種類のブロックの認識調査の認識結果. B: 磁力の向きが異なる 2 種類のブロックの認識調査および磁力の強さが異なる 2 種類のブロックの認識調査の認識結果. C: 磁力の向きおよび強さが異なる 3 種類のブロックの認識調査の認識結果.

3.5.3 結果

各認識調査の結果を図 7C に示す. 一つ以上の検出レンジが正しく認識した場合の認識精度は 45.5% となり, 全ての検出レンジの認識精度が 20% 以下と低い結果となった.

4. 議論

本実験において, 磁力の強さが異なる 2 種類のブロックを用いた場合, 磁力の向きが異なる 2 種類のブロックを用いた場合と比較して, 認識精度が落ちるという結果が得られた. これは, 実験時に取得した磁気データのオーバーフローが原因と考えられる. 磁気センサは検出レンジの範囲外の磁力に対し, オーバフローした値を返すため, 正確な磁気データを取得することができない. また, 図 7B より, 検出レンジ 6-8 を用いた認識は, 調査 1 および調査 2 のいずれも精度が低い. これは, 検出レンジの範囲が広く, 微細な磁気データの変化に対応できないことが原因と考えられる. さらに, 調査 1 および調査 2 のいずれも検出レンジ 4 の認識精度は 50% 以上であったにもかかわらず, 調査 3 では他の検出レンジと同程度の認識精度であった. これらの問題を解決するために, システムに適した永久磁石の磁力, および, 磁気センサの検出レンジを調査する必要がある.

本実験における認識結果は, 1 つ以上の検出レンジにて正しく認識された場合, 認識したとみなしていた. しかし, 現状のシステムには, 正しく認識した検出レンジを判別する方法がない. 今後は, 近い距離にあるブロックに対しては番号が大きい検出レンジ, 遠い距離にあるブロックに対しては番号が小さい検出レンジを採用する手法を検討する.

本実験では, 過去の研究において作製された Tesla Blocks のハードウェアを用いた. このハードウェアにおいては, 16 個の磁気センサが土台の中心付近に配置され, それぞれ上向きに固定されている. 今後は, 磁気センサの個数, 取り付け位置および方向による構造物の認識精度への影響を調査する.

5. まとめ

磁気センサを用いた構造物認識システムである Tesla Blocks を用いて, 磁力の向きが異なる 2 種類のブロックの認識調査および磁力の強さが異なる 2 種類のブロックの認識調査を行った. 認識調査の結果, 磁力の向きが異なる 2 種類のブロックの認識精度は 92.5%, 磁力の強さが異なる 2 種類のブロックの認識精度は 86.3% であり, 磁力の向きが異なる 2 種類のブロックまたは磁力の強さが異なる 2 種類のブロックを用いれば種類を認識できることがわかった. しかし, 磁力の向きおよび強さが異なる 3 種類のブロックの認識精度は 45.5% と低い結果であった.

今後, 認識精度を向上させるため, 永久磁石の磁力, 磁気センサ (個数, 取り付け位置および方向), および検出レンジによる構造物の認識精度への影響を調査する.

参考文献

- [1] Fitzmaurice, G. W., Ishii, H. and Buxton, W. A. S.: Bricks: Laying the Foundations for Graspable User Interfaces, *Proceedings of the SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '95, New York, NY, USA, ACM Press/Addison-Wesley Publishing Co., pp. 442-449 (online), DOI: 10.1145/223904.223964 (1995).
- [2] Ishii, H. and Ullmer, B.: Tangible Bits: Towards Seamless Interfaces Between People, Bits and Atoms, *Proceedings of the ACM SIGCHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '97, New York, NY, USA, ACM, pp. 234-241 (online), DOI: 10.1145/258549.258715 (1997).
- [3] Ullmer, B. and Ishii, H.: Emerging Frameworks for Tangible User Interfaces, *IBM Systems Journal*, Vol. 39, No. 3-4, pp. 915-931 (online), DOI: 10.1147/sj.393.0915 (2000).
- [4] Anderson, D., Frankel, J. L., Marks, J., Agarwala, A., Beardsley, P., Hodgins, J., Leigh, D., Ryall, K., Sullivan, E. and Yedidia, J. S.: Tangible Interaction + Graphical Interpretation: A New Approach to 3D Modeling, *Proceedings of the 27th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques*, SIGGRAPH '00, New York, NY, USA, ACM Press/Addison-Wesley Publishing Co., pp. 393-402 (online), DOI:

- 10.1145/344779.344960 (2000).
- [5] Baudisch, P., Becker, T. and Rudeck, F.: Lumino: Tangible Building Blocks Based on Glass Fiber Bundles, *ACM SIGGRAPH 2010 Emerging Technologies*, SIGGRAPH '10, New York, NY, USA, ACM, pp. 16:1–16:1 (online), DOI: 10.1145/1836821.1836837 (2010).
- [6] Miller, A., White, B., Charbonneau, E., Kanzler, Z. and LaViola Jr., J. J.: Interactive 3D Model Acquisition and Tracking of Building Block Structures, *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, Vol. 18, No. 4, pp. 651–659 (online), DOI: 10.1109/TVCG.2012.48 (2012).
- [7] 池川 航史, 中前 秀太, 志築文太郎: 磁気計測に基づき構造認識を行うブロックシステム, *インタラクション 2017 論文集*, 情報処理学会, pp. 707–711 (2017).
- [8] Ikegawa, K. and Shizuki, B.: Tesla Blocks: Magnetism-based Tangible 3D Modeling System Using Block-shaped Objects, *Proceedings of the 30th Australian Conference on Computer-Human Interaction*, OzCHI '18, New York, NY, USA, ACM, pp. 411–415 (online), DOI: 10.1145/3292147.3292221 (2018).
- [9] Ando, M., Itoh, Y., Hosoi, T., Takashima, K., Nakajima, K. and Kitamura, Y.: StackBlock: Block-shaped Interface for Flexible Stacking, *Proceedings of the Adjunct Publication of the 27th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '14 Adjunct, New York, NY, USA, ACM, pp. 41–42 (online), DOI: 10.1145/2658779.2659104 (2014).
- [10] Hsieh, M.-J., Liang, R.-H., Huang, D.-Y., Ke, J.-Y. and Chen, B.-Y.: RFIbricks: Interactive Building Blocks Based on RFID, *Proceedings of the 2018 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '18, New York, NY, USA, ACM, pp. 189:1–189:10 (online), DOI: 10.1145/3173574.3173763 (2018).
- [11] Gupta, A., Fox, D., Curless, B. and Cohen, M.: DuploTrack: A Real-time System for Authoring and Guiding Duplo Block Assembly, *Proceedings of the 25th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '12, New York, NY, USA, ACM, pp. 389–402 (online), DOI: 10.1145/2380116.2380167 (2012).
- [12] Kadomura, A. and Siio, I.: MagNail: User Interaction with Smart Device Through Magnet Attached to Fingernail, *Adjunct Proceedings of the 2015 ACM International Joint Conference on Pervasive and Ubiquitous Computing and Proceedings of the 2015 ACM International Symposium on Wearable Computers*, UbiComp/ISWC'15 Adjunct, New York, NY, USA, ACM, pp. 309–312 (online), DOI: 10.1145/2800835.2800859 (2015).
- [13] McIntosh, J., Strohmeier, P., Knibbe, J., Boring, S. and Hornbæk, K.: Magnetips: Combining Fingertip Tracking and Haptic Feedback for Around-Device Interaction, *Proceedings of the 2019 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI '19, New York, NY, USA, ACM, pp. 408:1–408:12 (online), DOI: 10.1145/3290605.3300638 (2019).
- [14] Hwang, S., Ahn, M. and Wohn, K.-y.: MagGetz: Customizable Passive Tangible Controllers on and Around Conventional Mobile Devices, *Proceedings of the 26th Annual ACM Symposium on User Interface Software and Technology*, UIST '13, New York, NY, USA, ACM, pp. 411–416 (online), DOI: 10.1145/2501988.2501991 (2013).
- [15] Hwang, S. and Wohn, K.-y.: MagCubes: Magnetically Driven Tangible Widgets for Children, *Proceedings of the 33rd Annual ACM Conference Extended Abstracts on Human Factors in Computing Systems*, CHI EA '15, New York, NY, USA, ACM, pp. 163–163 (online), DOI: 10.1145/2702613.2732484 (2015).
- [16] Zheng, C., Kim, J., Leithinger, D., Gross, M. D. and Do, E. Y.-L.: Mechamagnets: Designing and Fabricating Haptic and Functional Physical Inputs with Embedded Magnets, *Proceedings of the Thirteenth International Conference on Tangible, Embedded, and Embodied Interaction*, TEI '19, New York, NY, USA, ACM, pp. 325–334 (online), DOI: 10.1145/3294109.3295622 (2019).