

非現実画像 CAPTCHA： 常識からの逸脱を利用した 3DCG 画像 CAPTCHA

藤田 真浩¹ 池谷 勇樹² 可児 潤也² 西垣 正勝^{1,a)}

受付日 2015年3月9日, 採録日 2015年9月2日

概要: 本論文では, 人間のより高度な認知能力と 3次元コンピュータグラフィックス (3DCG) を利用することで, 「人間は容易に正解可能である」, 「機械は解読困難である」, 「問題の自動生成が容易である」という要件を満たす「非現実画像 CAPTCHA」のコンセプト提案と実装, ユーザビリティ評価, 攻撃耐性の考察を行う. 提案方式では, ランダムに選んだ 2つの 3次元オブジェクトをマージすることで非現実オブジェクトを生成する. そして, 複数の通常の 3次元オブジェクトの中に, 一体の非現実オブジェクトを配置した一枚の画像を問題画像として出題する. 非現実オブジェクトはユーザの常識から逸脱した形をしており, 人間であれば自身の有する常識と異なっていることに気づき, そのオブジェクトを発見することは容易である. また, 3DCG 技術を利用して, 通常オブジェクトと非現実オブジェクトを含む問題画像の自動生成も可能である. 提案方式に対するユーザビリティ評価実験を行った結果, 高い正答率が確認され, 提案方式の有用性が示された. 提案方式の攻撃耐性を評価し, 機械学習と総当たり攻撃にも耐性を持ちうる方式であることを明らかにした.

キーワード: CAPTCHA, 常識, 問題の自動生成, 3次元コンピュータグラフィックス

An Unrealistic Image CAPTCHA: A 3DCG CAPTCHA Using Something Different from Common Sense

MASAHIRO FUJITA¹ YUKI IKEYA² JUNYA KANI² MASAKATSU NISHIGAKI^{1,a)}

Received: March 9, 2015, Accepted: September 2, 2015

Abstract: This paper proposes an “Unrealistic Image CAPTCHA”, which satisfies three requirements: using a human high recognition ability to improve both (i) usability for users and (ii) attack tolerance against malware, and achieving (iii) easily generating questions automatically. Our CAPTCHA requests users to select an unrealistic object, merged from two 3D objects, in a question image, which consists of some ordinary 3D objects and the unrealistic object. The proposed CAPTCHA is easy for humans to solve because unrealistic objects’ appearance are different from ones judged by common sense. In addition, the CAPTCHA system is able to generate questions countlessly and easily by using 3DCG technologies. We conducted user experiments to confirm the usability of our CAPTCHA and the results were satisfactory. We also discussed threats against the proposed CAPTCHA and its security was evaluated.

Keywords: CAPTCHA, common sense, automatic question generation, 3-dimensional computer graphics

1. はじめに

自動プログラム (マルウェア) によって, メールアカウントの不正取得やブログへのスパムコメント書き込みといった Web サービスの不正利用が定期的に行われている. Web サービス提供サイト側で, マルウェアによる不正利用

¹ 静岡大学創造科学技術大学院
Graduate School of Science and Technology, Shizuoka University, Hamamatsu, Shizuoka 432-8011, Japan

² 静岡大学大学院情報学研究科
Graduate School of Informatics, Shizuoka University, Hamamatsu, Shizuoka 432-8011, Japan

a) nisigaki@inf.shizuoka.ac.jp

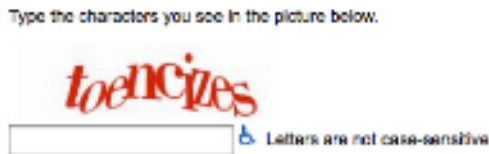


図 1 文字判読型 CAPTCHA

Fig. 1 Text recognition-based CAPTCHA.



図 2 Asirra

Fig. 2 Asirra.



図 3 YUNiTi CAPTCHA

Fig. 3 YUNiTi CAPTCHA.

と人間による正規利用とを識別する技術が必要不可欠である。この要求を実現する技術の1つである CAPTCHA [1] は、人間には容易に解答できるが機械には判別が困難である問題をユーザに出題することで、正解できたユーザを人間だと判定する。

現在、多くの Web サービス提供サイトにおいて、文字画像判読型の CAPTCHA (図 1) や動物画像の判別を用いた Asirra (図 2) [2], 3次元の同一物体の認識を用いた YUNiTi CAPTCHA (図 3) [3] 等、画像を利用した CAPTCHA がマルウェアの攻撃を防ぐ典型的な手法として広く採用されている。しかし、これらの CAPTCHA は OCR (Optical Character Reader, 自動文字読取装置) や機械学習の機能を備えたマルウェアによって破ることが可能であるため [4], [5], [6], 人間のより高度な認知能力を CAPTCHA に適用することで、正規ユーザ (人間) に対しては CAPTCHA の解答容易性を確保しつつ (要件 1), 不正者 (機械) に対する CAPTCHA の攻撃耐性の向上 (要件 2) が求められる

ようになった [7], [8]。これを実現する最も有効な手段の1つとして、人間の高度な認知能力の1つである「常識からの逸脱を認識する能力」を利用する方法が知られている。人間は、自分の経験や常識から逸脱した場面に遭遇すると、「しっくりこない」または「気持ちが悪い」といった感情を覚える。機械にこの感情を覚えさせるためには、人間が有する常識を機械へ身につけさせる必要があるが、それは、現在もなお未踏の領域である [18]。すなわち、常識からの逸脱を認識することは、人間固有の高度な認知メカニズムであり、機械による模倣は (当面のところ) ほぼ不可能であるといえる。この能力を CAPTCHA へ適用することで、人間には判別できるが機械には突破不可能な CAPTCHA を実現できると期待される。

一方、CAPTCHA には、高度な認知能力の利用による攻撃耐性の向上という要求と同時に、「問題の自動生成」という要求も存在する (要件 3)。問題を無数に自動生成できない場合、問題の総数は有限となる。この結果、正攻法では解けない問題であっても、マルウェア (機械) は、出題された問題をデータベースに蓄積し、過去に出題された問題を参照するという方法によって、問題を解くことが可能となる。

しかし、そもそも CAPTCHA は、機械 (マルウェア) には理解できない問題をその題材として用いるわけであるので、機械 (CAPTCHA システム) がそれを認識して適切な問題を自動生成することは根本的に不可能なタスクである。実際、現在までに提案されている常識からの逸脱を利用した CAPTCHA [9], [10], [11], [14] はいずれも、「十分な攻撃耐性を有する」、「問題の自動生成が可能である」という相反する2つの要求を両立できていなかった。

これらの課題に対して、本論文では、3次元コンピュータグラフィックス (3DCG) を利用した新たな画像 CAPTCHA である「非現実画像 CAPTCHA」のコンセプト提案・実装・評価を行う。非現実画像 CAPTCHA は、人間の高度な認知能力である「常識からの逸脱を認識する能力」を利用することで、人間は容易に正解可能である、機械には解読困難であるという特徴を有し、かつ、「3DCG を利用する」ことで出題の自動生成が可能である方式となっており、上述の要件 1~要件 3 を解決している。

具体的には、3次元モデルデータベースから任意に選んだ2体の3次元オブジェクトをマージすることで「非現実オブジェクト」を生成する。そして、複数の通常の3次元オブジェクトの中に、一体の非現実オブジェクトを配置した一枚の画像を CAPTCHA 画像として出題する。非現実オブジェクトはユーザの常識から逸脱した形をしており、人間であれば、そのオブジェクトを発見することは容易である。提案方式の問題画像は、3DCG 技術を利用して、機械による自動生成が可能である。

以下、2章で関連研究として既存の常識からの逸脱を利

用した CAPTCHA について紹介する. 3 章では提案方式の詳細について説明する. 4 章にてユーザビリティに関する評価を行う (要件 1 の検証). 5 章では攻撃耐性について検討する (要件 2 の検証). 6 章で問題の自動生成に関して議論する (要件 3 の検証). 7 章で本論文のまとめと今後の課題を述べる.

2. 関連研究

2.1 Avatar CAPTCHA

Avatar CAPTCHA [10] は, 本物の人間の顔と CG (アバタ) の人間の顔の識別をユーザに求める CAPTCHA である. Avatar CAPTCHA の認証画面例を図 4 に示す. 認証画面に示されるとおり, 本物の人間の顔とアバタの顔からランダムに構成される 12 枚の画像の中から, アバタだけを選択できたユーザを正規ユーザとして見なす. 人間は, 「人間にきわめて近い (よく似た) もの」に対して「気持ちが悪い」または「不気味だ」といった違和感を覚えることが知られている (「不気味の谷」現象 [12]). したがって, 人間にとって, 本物の顔 (不気味に思わないもの) とアバタの顔 (不気味と思うもの) を区別することは容易である.

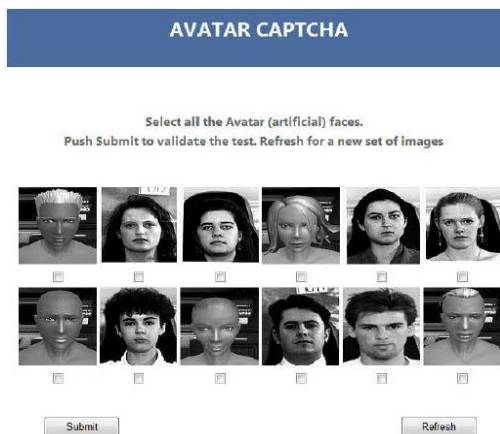


図 4 Avatar CAPTCHA
Fig. 4 Avatar CAPTCHA.

しかし, 物体認識の技術と機械学習を利用することで, 機械も人間と同程度に Avatar CAPTCHA を突破できることが指摘されている [13]. これは, Avatar CAPTCHA が, 常識からの逸脱を問うのではなく, 「写真か CG か」という 2 値分類を求めていることに起因する. 問題の自動生成の点においても, 本物の人間の顔の画像を自動収集することが難しい (機械は本物の顔とアバタの顔の区別がつかないので, たとえば Web 検索によって顔画像を収集しようとしても, 本物の人間の顔か否か判定できない) という課題も有する.

2.2 4 コマ漫画 CAPTCHA

4 コマ漫画 CAPTCHA [11] は, 人間の「常識からの逸脱 (起承転結の崩れ)」および「ユーモアを解する能力」に着目した CAPTCHA である. 4 コマ漫画の各コマをランダムに並べ替えて表示し, 正しい順序を答えることができたユーザを人間として判定する (図 5). 人間は 4 コマ漫画の起承転結の崩れを認識し, ユーモアを理解したうえで 4 コマ漫画を正しい起承転結の順番に再構築することができる. しかし, 起承転結を備えた 4 コマ漫画の自動生成が難しいという課題がある.

2.3 SS-CAPTCHA

SS-CAPTCHA [9] は, ユーザに, 人間が作成した自然な文章と機械翻訳により生成された文章とを複数提示し, 自然な文章を選択することができた訪問者を人間と判定する CAPTCHA である (図 6). 機械翻訳技術は急速な進歩を遂げてきたが, 他言語の文章を機械翻訳にかけて生成した日本語は, 日本人にとっては常識から逸脱した文章 (日本語として不自然な文章) になることも多く, 自然な文章を自動的に作り出すことは非常に難しい技術である. これは, 機械にとって自然言語を完全に解釈することが非常に困難であるということと同意である. 一方, 人間であれば, 自然な母国語文章を容易に見つけることが可能である.



図 5 4 コマ漫画 CAPTCHA (出典: 左からそれぞれ文献 [17] p.25 の 4 コマ漫画の 1 コマ目, 4 コマ目, 3 コマ目, 2 コマ目)

Fig. 5 Four-panel Cartoon CAPTCHA (Source: From left: 1st image: 1st panel of four-panel cartoon on Bibliography [17]; 2nd image: 4th panel; 3rd image: 3rd panel; 4th image: 2nd panel).

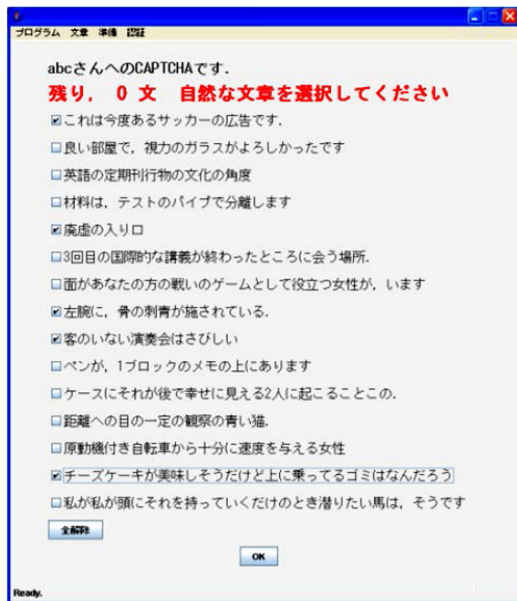


図 6 SS-CAPTCHA
Fig. 6 SS-CAPTCHA.

SS-CAPTCHA の問題を自動生成するためには多くの自然な文章が必要であるが、自然な文章を「機械が利用できない形で」効率良く集めることは難しい。インターネット上には人間が作成した文章が無数に存在しているが、これを CAPTCHA の問題に使うのは適切ではない。マルウェアも、問題として提示された文章を Web 検索し、当該文章が見つければ自然な文章であると判定できてしまうためである。SS-CAPTCHA と類似の形態を持つ、マルコフ連鎖による合成文書の不自然さを用いた CAPTCHA [14] においても、自然文の自動生成の課題は残されている。

3. 非現実画像 CAPTCHA

3.1 コンセプト

人間は日常生活を通じて多くの常識を身につけている。自身が身につけた常識から逸脱した場面に遭遇すると、人間は「しっくりこない」または「気持ちが悪い」といった感情を覚える。機械に常識を身につけさせることは、人間が有しているあらゆる知識を機械にすべて覚えさせることを意味しており、常識を備える人工知能の実現は現在もなお未踏の領域である [18]。すなわち、「常識の逸脱を認識する」ことは、人間の高度な認知メカニズムであり、機械による模倣は（当面のところ）ほぼ不可能である。したがって、この能力を CAPTCHA へ適用することができれば、人間には判別できるが機械には突破不可能である CAPTCHA が実現できると期待される。

しかし、人間が「常識的」だと感じる画像を自動的に作り出すことは困難である。そこで、本研究では 3次元コンピュータグラフィックス (3DCG) 技術を利用することでこの課題の解決を試みる。3次元モデルは、動物や車のよ

うに「現実存在する有形物」をモデル化したものであることが多い。人間はモデル化前のオブジェクトを少なくとも一度は現実世界で見た経験を持っており、それらのモデルを「常識」として保持していると考えられる。したがって、3次元モデルは人間が保持している「常識」そのものを表していると考えられ、「常識的な事象」の生成には3次元モデルそのものを使うことができる。

また、人間の常識から逸脱した画像は、既存の3次元オブジェクトを適切に加工することで自動生成する。加工の方法には種々のアプローチが考えられるが、本論文では、ランダムに選んだ2つの3次元オブジェクトどうしをめぐりこませることで新しいオブジェクト（以下、「非現実オブジェクト」と呼ぶ）を生成する。たとえば、犬のオブジェクトに猫のオブジェクトがめぐりこんでいれば、犬と猫が結合された非現実オブジェクトが生成される。

提案方式ではこれら2種類のオブジェクトを利用して CAPTCHA 画像を作成する。具体的には、複数の通常の3次元オブジェクトの中に、一体の非現実オブジェクトを配置した一枚の画像を CAPTCHA として出題する。画像中から非現実オブジェクトを選択できたユーザを正規ユーザ（人間）と判断する。

提案方式は、常識からの逸脱を問うという出題形式をとっているため、機械に対する高い解読耐性を有することが期待される。人間であれば、自身の有する常識から逸脱した形状をしている非現実オブジェクトを認識可能であるため、通常のオブジェクト中に紛れている非現実オブジェクトを発見することは容易であると考えられる。さらに、提案方式の問題画像は、3DCG 技術を利用して、機械による自動生成が可能である。このように非現実画像 CAPTCHA は、「解答容易性の確保」、「高い解読耐性」、「問題の自動生成」という3つの要件を達成している。

3.2 非現実オブジェクトの自動生成

提案方式では問題画像中に、2つの3次元オブジェクトをめぐりこませ合った非現実オブジェクトを描画する。非現実オブジェクトは図 7 に示すとおり、「2つのオブジェクトを同座標に配置する」という手順を用いることで容易に生成可能である。具体的には、

- ① 非現実オブジェクトを構成する2体のオブジェクト（めぐりこませ合う2体のオブジェクト）をランダムに選択する。
- ② ①で選択したオブジェクトのうち、1体を3次元平面 α 上の適当な座標 P に配置する。具体的には、オブジェクトが内接する直方体を生成し、その底面の中心点が平面 α 上の点 P に一致するようにオブジェクトを配置する。
- ③ ①で選択したオブジェクトのうち、②で使用しなかった1体を②と同一の座標 P に配置する。②と同様、オ

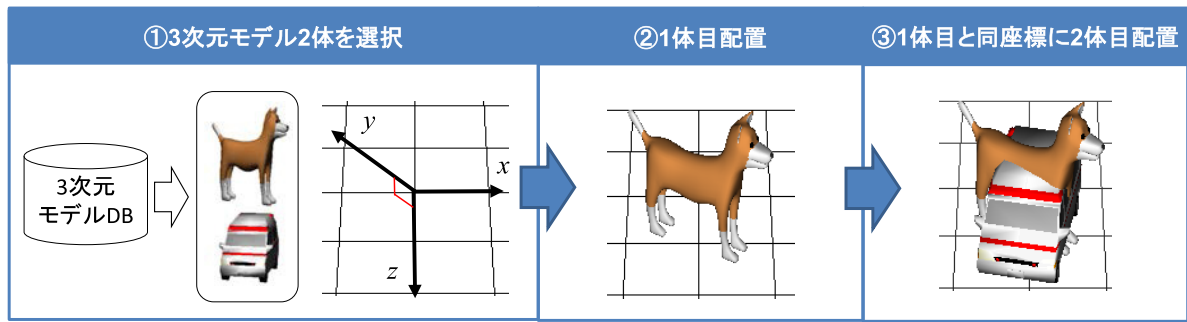


図 7 非現実オブジェクトの生成方法

Fig. 7 How to generate unrealistic object automatically.

プロジェクトが内接する直方体の底面の中心点が平面 α 上の点 P に一致するようにオブジェクトが置かれる。本手順で描画した 2 体のオブジェクトは、共通部分が隠されることで互いにめりこみ合った状態となり、人間にとっては非現実オブジェクトとして認識される*1。3次元モデルを利用した Web サービスは近年急激に増加しており、将来的には大量の 3次元モデルが世の中に出回ることが予想される。本手法であれば、任意の通常オブジェクトから非現実オブジェクトを無数に、かつ容易に自動生成することが可能である。

3.3 認証手順

非現実画像 CAPTCHA の認証手順を以下に示す。なお、システムには Web 上から収集した通常の 3次元オブジェクトのモデルが大量に登録されていることを前提とする。1枚の問題画像中に含まれるオブジェクトの個数 N はセキュリティパラメータである。

- ① システムは、3次元モデルの中から N+1 体のオブジェクトをランダムに選ぶ。
- ② システムは、①で選んだ N+1 体のオブジェクトの中から、ランダムに 2 体のオブジェクトを選択する。
- ③ システムは、②で選んだ 2 体のオブジェクトに対して、それぞれアフィン変換を施すことによってスケールの変更と回転を行う。
- ④ システムは、③で変換したオブジェクト 2 体を 3次元空間平面 α の任意の同一座標へ配置する。これは、3.2 節で示した手順そのものであり、非現実オブジェクト 1 体を画像中に配置する操作にあたる。
- ⑤ システムは、①で抽出したオブジェクト N+1 体のうち、②で使用していないオブジェクト N-1 体に対して、以下の処理を行う。

*1 大きなサイズのオブジェクトと小さなサイズのオブジェクトの 2 体を同一の点 P に配置した場合、大きなオブジェクトの中に小さなオブジェクトが埋まってしまっており、2 体がめり込みあったオブジェクトが生成されないといった状況が発生し得る。これを防ぐために、実際のシステムにおいては、各 3次元オブジェクトがおおよそ同じサイズになるようにスケール変換を施している。スケール変換の具体的な方法は 4.1.2 項 (2) を参照されたい。



図 8 非現実画像 CAPTCHA の認証画面例 (N=8)

Fig. 8 Example of authentication window for proposed CAPTCHA (N=8).

- (ア) 各オブジェクトにアフィン変換を施すことによってスケールの変更と回転を行う。
- (イ) 3次元平面 α 上へ、それぞれが重ならないように配置する。
- ⑥ システムは、3次元空間平面 α 上のオブジェクト群を 2次元画像へ投影することによって、CAPTCHA の問題画像を生成する。
- ⑦ システムは、⑥の問題画像をユーザに提示する。
- ⑧ ユーザは、問題画像中の常識からの逸脱を覚える部分、すなわち、2 体のオブジェクトがめりこんで生成されている非現実オブジェクトをクリックする。
- ⑨ システムは、正答できたユーザを人間、正答できなかったユーザをマルウェアとして判別する。

本手順で生成した非現実画像 CAPTCHA の問題画像の例 (N=8) を図 8 に示す。図 8 では、画面中央右に犬と車がめりこんだ非現実オブジェクトが配置されている。

4. ユーザビリティ

提案方式を実装した実験環境を構築し、実験を通じて非現実画像 CAPTCHA の要件 1 (複数の通常オブジェクトの中に紛れる非現実オブジェクトをユーザが容易に見つけることができるか) について検証する。



図9 ソファとテーブル
Fig. 9 Sofa and table.

4.1 実装

今回の実験環境では、次のような制約の下で提案方式を実装した。

4.1.1 3次元モデルに関する制約

非現実画像の作成にあたっては、次に示す制約を満たす3次元モデル（以下、通常のオブジェクト）を使用する。

1. すべてのユーザにとっての常識となっていないモデルは含まれない。たとえば、世間の認知度がきわめて低い特異なアニメキャラクターは含まれない。一般常識となっていないオブジェクトは、ユーザも通常オブジェクトか非現実オブジェクトか区別できないためである。
2. 同じカテゴリに含まれるモデルは複数含まれない。たとえば、「草」のモデルが複数あった場合、それらが同一座標に配置されたとしても、単に草がうっそうと生えている通常オブジェクトとして認識されてしまい、ユーザが「めり込み」を認識することが困難なためである。
3. 透明なモデルは含まれない。透明なモデルは、同一座標に配置した際に透けてしまうため、ユーザが「めり込み」を認識することが困難なためである。
4. 複数の独立したオブジェクトから構成されるモデル（たとえば、図9は「テーブル」と「ソファ」から構成された単体の3Dモデルとなっている）は含まれない。オブジェクトどうしのめり込みが生じない（たとえば、「テーブルとソファ」と「傘」をめり込ませようとした場合に、テーブルとソファの間に傘が配置されて、3体の通常オブジェクトのように見えてしまう）ことを避けるためである。

4.1.2 画像生成に関する制約

提案方式においては、問題画像の生成にあたって、問題画像のサイズ、3次元オブジェクトのサイズ、3次元平面のサイズに関するパラメータ、ならびに、3次元オブジェクトに適用するアフィン変換のパラメータを設定する必要がある。今回は、システム実装にあたっての予備実験を行い、経験的に各パラメータに対して適正な値を定めた。それぞれの詳細について以下に述べる。

なお、提案方式は3DCGを利用しているため、プログラム上の3次元空間とディスプレイ画像上の2次元空間の間

でサイズ概念が異なる。たとえば、3次元空間内で xz 平面上に正方形を描画した場合、それが2次元平面へ投影された形でディスプレイに表示されるため、ディスプレイ上ではその正方形は台形に映る*2。以下、本論文内のサイズに関する記載は、個別の説明がない限り、3次元空間上の数値を表している。

(1) 問題画像のサイズ

今回実装した実験システムは、ブラウザ上で動作する。ブラウザに問題画像を表示したときに、ユーザがスクロールをする必要がない程度の大きさにするために、ディスプレイ上の問題画像のサイズが 600×480 画素となるように設定した。左上が第 $(0,0)$ 画素、右下が第 $(599,479)$ 画素である。

(2) 3次元オブジェクトのサイズ

画像上に表示させる各モデルは、大きさをある程度統一しなければならない。たとえば、画面上に巨大なモデルが1つ存在した場合、そのモデルが画面全体を覆ってしまうことで、他のモデルが隠れてしまうといった現象が発生する。あるいは、2つのオブジェクトをマージした際、片方のオブジェクトがもう一方に埋め込まれてしまって、お互いにめり込んだオブジェクト（非現実オブジェクト）が表示されないといった状況も発生しうる。そこで、3次元オブジェクトは、各モデルをデータベースから読み込んだ際に、簡易的なサイズの正規化処理を行うことで大きさを調整している。具体的なサイズ正規化手順は以下のとおりである。

- ① 平面 α の原点 $(0,0)$ にオブジェクトを配置する。
- ② 1辺の長さが一定の値（今回は1.5とした）の立方体に収まるようにオブジェクトを拡大縮小する。
- ③ オブジェクトを Y 軸に対して、15度刻みで360度回転させる。その際に、画面上の投影面積（3次元オブジェクトを2次元画面に投影した際の2次元画像の面積）が一定の値（今回5,000平方画素とした）以上となる角度があった場合、そのつど、オブジェクトの大きさを一定の倍率（今回は0.9倍とした）で縮小する。

(3) 3次元平面のサイズ

提案方式は、3次元平面 α 上にオブジェクトを配置する形式をとっている。平面 α に配置されるオブジェクト数によらず平面 α の面積が一定となっていると、オブジェクト数の多少によってオブジェクトの密集度が変化してしまう。そこで、画像中のオブジェクト数が N 体のとき、オブジェクトが配置される平面 α の大きさは、原点を中心とした面積 N の正方形（一辺の長さは \sqrt{N} ）とした。

*2 今回使用した実験システムにおいては、3次元空間上の原点を中心に 1×1 の大きさの正方形を xz 平面に描いた場合に、ディスプレイ画面上では上底83画素、下底90画素、高さ48画素の台形として表示された。

表 1 実験結果

Table 1 Experimental results.

被験者	4 体		8 体		12 体		16 体	
	正答率	平均 時間[s]	正答率	平均 時間[s]	正答率	平均 時間[s]	正答率	平均 時間[s]
1	4/5	4.6	4/5	7.4	5/5	3.0	5/5	3.8
2	5/5	2.2	5/5	3.0	5/5	2.4	5/5	5.0
3	5/5	2.3	5/5	2.9	4/5	5.4	5/5	7.1
4	5/5	2.4	5/5	2.9	4/5	7.6	5/5	10.0
5	5/5	2.3	5/5	1.6	5/5	2.2	5/5	2.7
6	5/5	1.9	4/5	2.9	4/5	7.9	4/5	2.6
7	5/5	1.8	5/5	3.1	5/5	5.5	5/5	14.7
8	5/5	1.4	4/5	1.7	4/5	2.7	5/5	3.0
9	5/5	1.8	5/5	2.9	5/5	2.1	4/5	2.8
10	5/5	1.8	4/5	3.3	4/5	3.6	4/5	3.7
合計	98.0%	2.2	92.0%	3.2	90.0%	4.2	94.0%	5.5

(4) アフィン変換

提案方式では、生成される画像の多様性を増やすために、3.3節の手順③や手順⑤(ア)にて各オブジェクトにアフィン変換(サイズ変換および回転)を施している。サイズ変換については、オブジェクトが大きくなり過ぎて平面 α 上にすべてのモデルが配置できなくなったり、オブジェクトが小さくなり過ぎて手前のオブジェクトの陰に後方のオブジェクトがすべて隠れてしまったりしないように、スケール変換の倍率は1.0~1.3の間に制限した。また、3次元モデルの中には、後ろを向いた場合(Y軸に対して約180度回転した場合)に、そのオブジェクトが何であるかを認識することが難しいものも存在する。このため、各オブジェクトの回転については、Y軸に対して ± 90 度以内となるように制限した。

4.1.3 衝突判定に関する制約

3次元平面 α 上で各オブジェクトが重ならないように配置するために、各オブジェクトを配置する際には簡易的な衝突判定を行い、互いに重なっていないかを確認する必要がある。今回は実装の簡素化のために、各オブジェクトが内接する最小の直方体を生成し、それらの直方体どうしが衝突しているか否かを判定する方法を採用した。

4.2 実験

4.2.1 諸元

複数の通常のオブジェクトの中に紛れる非現実オブジェクトをユーザが容易に見つけることができるか否かを回答時間と正答率の視点から評価する。そのための実験諸元は次のとおりである。

使用する3次元モデルは、4.1.1項の条件を満たすモデル34体をWeb上から収集し、実装システムへ登録した。

被験者は、情報セキュリティ系の研究室に所属する学生10名である。被験者には、画像中のオブジェクト数 N が4, 8, 12, 16のケースに対して各5問、計20問の非現実画像CAPTCHAを解くよう求めた。計20問の問題画像は、実験実施前にあらかじめ自動生成した後、20問の順序をランダムにシャッフルして先頭から順に出題した。

実験システムの操作に慣れるため、各被験者は20問の実験の前に、各被験者が十分と思えるまで練習を繰り返すことを許した。練習では、毎回問題を自動生成した。練習における問題画像1枚あたりのオブジェクト数は $N=4, 8, 12, 16$ のうちいずれかのオブジェクト数が任意に選択される。

被験者には、提示されたCAPTCHA画像中から「めりこんでいるオブジェクト」をマウスでクリックするように指示をした。被験者がめり込み合っている2体のオブジェクトのどこか一部分でもクリックした場合に正解と判定した。

4.2.2 結果

ユーザごとの正答率と1問あたりの平均回答時間をまとめた結果を表1に示す。表1より、提案方式の1問あたりの正答率は $N=4, 8, 12, 16$ すべてで9割以上であることが分かる。また、1問あたりの平均回答時間はオブジェクト数にもなって増加する傾向がみられるが、最も長い16体でも約5.5秒である。

4.3 考察

4.2.2項の実験結果に対し、正答率と回答時間の観点から、提案方式のユーザビリティを一般的に用いられる文字判読型CAPTCHAと比較することで考察する。

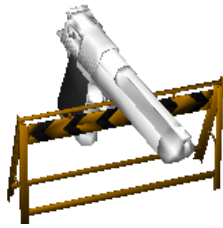


図 10 原因 3 の事例

Fig. 10 Example of reason 3.

4.3.1 正答率

表 1 より、提案方式の 1 問あたりの正答率は $N=4, 8, 12, 16$ すべてで 9 割以上の正答率を有している。文字判読 CAPTCHA の平均正答率が約 92% であることに鑑みれば、十分高い値であるといえるだろう。

提案方式において、被験者が誤答した試行には、以下の 4 つの原因がみられた。以下、原因とその対策法について議論する。

1 つ目の原因は、被験者のクリック位置のずれである。正解オブジェクトを認識することはできたものの、クリック位置のわずかなずれによって不正解となった問題があった。正解範囲をオブジェクトより一回り大きな範囲にすることによって対策が可能である。

2 つ目の原因は、画像中に含まれる遮蔽関係を「めり込み」と勘違いした事例である。今後、評価を繰り返すことで、ユーザが遮蔽とめり込みの誤認を起こしやすい条件を探り、問題画像中に遮蔽関係となる部位が含まれる状況を維持しつつ、ユーザが誤認しないような工夫を見つける必要がある^{*3}。

3 つ目の原因は、オブジェクトどうしのめり込みがほとんど起きていなかったため、「非現実オブジェクト」を画像中から発見できなかった場合である。今回は、3.2 節に示したとおり「同一座標に 2 つのオブジェクトを配置する」ことで非現実オブジェクトを生成している。しかし本方法では、オブジェクトの組み合わせによっては、図 10 のように 2 つのオブジェクトがわずかにしかめり込まない場合があった。これについては、オブジェクトどうしの衝突判定によって対策可能である^{*4}。

4 つ目の原因は、通常のオブジェクトを非現実オブジェクトと誤認した場合である。この認識誤りは基本的に対策が困難であるが、人間が誤認識しやすいオブジェクトについて今後条件を調査する必要がある。

^{*3} 画像中に遮蔽関係となる部位が存在しないように各オブジェクトを配置することは可能であるが、遮蔽の存在がマルウェアによるめり込み部位の検出を難しくしている (5.1 節で詳細を論ずる)。したがって、遮蔽関係となる部位が含まれる状況を維持しつつ、ユーザに誤認をおこさせない工夫が必要となる。

^{*4} 各オブジェクトを複数の立方体あるいは球で近似した後、2 つのモデル間を構成する立方体や球が互いにどの程度衝突しているかを調査する方法が提案されている [19]。

4.3.2 回答時間

平均回答時間は、最も長い 16 体の場合でも、1 問あたり約 5.5 秒であった。文字判読 CAPTCHA の 1 問あたりの平均回答時間は 12 秒程度であるため [16]、提案方式は比較的短時間で解ける CAPTCHA であるといえる。

被験者が時間を要した問題に関して、実験終了後に被験者にその理由を尋ねたところ、そのほとんどが「遮蔽関係となっている部位と非現実オブジェクトを見分けるために時間を要した」という理由であった。4.3.1 項で述べた「問題画像中に遮蔽関係となる部位が含まれる状況を維持しつつ、その中から非現実オブジェクトを見つけやすくする工夫」は、提案方式の回答時間の短縮にも効果があることが期待される。

5. 攻撃耐性

機械による提案方式の攻撃手法を議論することによって、非現実画像 CAPTCHA の要件 2 (機械には非現実オブジェクトを見つけることが難しいか) について検証する。

5.1 めり込みの検出

5.1.1 攻撃方法

提案方式に対する攻撃としては、問題画像の一部を切り取り、「画像中に複数のオブジェクトから生成されているオブジェクトが存在するか否か」を検出する攻撃が考えられる。すなわち、機械はオブジェクトが「常識的なもの」かどうかは分からないが、オブジェクトどうしの「めり込み」を検出しようと試みる攻撃である。具体的な攻撃シナリオは以下のとおりである。

- ① 攻撃者はあらかじめ大量の問題画像を入手する。
- ② 入手した問題画像から、「問題画像の一部を切り出した画像」と「その部分に正解オブジェクト (すなわち、めり込んでいる部分) が存在するか否か」という教師用データセットを大量に用意する。
- ③ 2 のデータセットを教師データとして機械学習を行い、提案方式に対する分類機 (画像中に「めり込みが含まれるか否か」を判定する分類機) を構築する。
- ④ 3 で構築した分類機を実装した自動プログラム (マルウェア) を作成し、これをインターネットに放つ。この自動プログラムは、CAPTCHA の問題画像に対し、次々と一部を切り取ってめり込んだ部分を探すという試みを繰り返す。

5.1.2 めり込み検出に対する仮説

人間は優れた空間認識能力を有しており、現時点の機械の空間認識能力はまだ人間のレベルには到達していない。筆者らはこの点に着目し、前節に示した攻撃シナリオに対して、以下の仮説を立てた。

[仮説] 問題画像中には、2 体のオブジェクトの位置の前後関係によって、めり込んではいないが遮蔽関係にあるオ

プロジェクトも存在し得る．人間は空間認識能力が優れているため，遮蔽関係にあるオブジェクトとめり込んでいるオブジェクトを区別できる．しかし，空間認識能力が乏しい機械にとっては，両者の判別は困難である

上記仮説が成り立った場合，問題画像中に遮蔽関係を構成するオブジェクトがたくさん存在すればするほど，機械は画像中の「めり込んだ部分」を見つけることが困難となる．すなわち，5.1.1項で示した攻撃シナリオでは，提案方式を突破できない可能性が高い．

以下，攻撃者が提案方式に対して5.1.1項の方法で解読を試みた際に，上記仮説が成り立つことを実験によって確かめる．

5.1.3 実験方法

「既存のオブジェクト」に関するすべてのめり込み画像および遮蔽画像を学習したニューラルネットワークであっても，「新たなオブジェクト」に関するめり込み画像と遮蔽画像を区別することは困難であることを確かめることで，機械にとってめり込みと遮蔽の区別が困難であることを示す．具体的には，

- ① 学習用の N_t 体のオブジェクトから2体のオブジェクトを選ぶすべての組合せ，および，2体のオブジェクトの回転角度のすべての組合せを尽くした形で，めり込み画像および遮蔽画像を生成する（以下，「全学習画像群」と呼ぶ）．
- ② 同様に，評価用の N_e 体のオブジェクトから2体のオブジェクトを選ぶすべての組合せ，および，2体のオブジェクトの回転角度のすべての組合せを尽くした形で，めり込み画像および遮蔽画像を生成する（以下，「全評価画像群」と呼ぶ）．
- ③ 全学習画像群をニューラルネットワークに覚えさせることによって，「既存のオブジェクトに関するすべてのめり込み画像および遮蔽画像を学習したニューラルネットワーク」を構築する．
- ④ ③のニューラルネットワークに対して，全評価画像群の識別検査を実施する．

という手順となる．

ここで，全学習画像群，全評価画像群の作成手順は以下のとおりである．

(1) めり込み画像（学習用）

- ① N_t 体の3次元オブジェクトの中から2体のオブジェクト O_i, O_j ($i \neq j$) を選択する．
- ② オブジェクト O_i と O_j のサイズを4.1.2項(2)の方法によって調整する．
- ③ オブジェクト O_i をY軸に対して R_i 度回転する．同様に，オブジェクト O_j をY軸に対して R_j 度回転する．
- ④ オブジェクト O_i の内接する直方体を生成し，その底面の中心点が平面 α 上の原点 $(0, 0)$ に一致するように O_i を配置する． O_j も同様に平面 α の原点 $(0, 0)$ に配

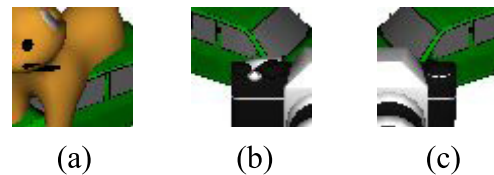


図 11 機械学習用データ

Fig. 11 Images for machine learning.

置する．これによって， O_i と O_j がめり込んだ非現実オブジェクトが生成される．

- ⑤ ④で生成された3次元空間平面 α 上の非現実オブジェクトを2次元画像へ投影する．これを 600×480 画素の画像(4.1.2項(1)参照)上に描画し， $(300, 200)$ を中心とした 70×70 画素を切り出すことによって，めり込み画像のサンプルを得る．画像例を図 11 (a) に示す．
- (2) 遮蔽画像（学習用）
 - ① N_t 体の3次元オブジェクト（学習用めり込み画像のサンプルを生成する際に用いたオブジェクトと同一である）の中から2体のオブジェクト O'_i, O'_j ($i \neq j$) を選択する．
 - ② オブジェクト O'_i と O'_j のサイズを4.1.2項(2)の方法によって調整する．
 - ③ オブジェクト O'_i をY軸に対して R'_i 度回転する．同様に，オブジェクト O'_j をY軸に対して R'_j 度回転する．
 - ④ オブジェクト O'_i が内接する直方体を生成し，その底面の中心点が平面 α 上の原点 $(0, 0)$ に一致するように O'_i を配置する． O'_i を構成するすべての頂点 (x, y, z) の中で， x の最小値を x_{imin} ， x の最大値を x_{imax} とする．
 - ⑤ オブジェクト O'_i が xy 平面と接するまで， O'_i を $-z$ 方向に平行移動する．
 - ⑥ オブジェクト O'_j が内接する直方体を生成し，その底面の中心点が平面 α 上の座標 $(x_{imax}/2, 0)$ に一致するように O'_j を平面 α 上に配置する．
 - ⑦ O'_j が O'_i と接する位置まで， O'_j を z 方向に平行移動する．図 12 に手順④～⑦の手順に関するイメージ図を示した．図 12 は xz 平面を上側から俯瞰した図となっている．
 - ⑧ 3次元空間平面 α 上のオブジェクト2体を2次元画像へ投影する．これを 600×480 画素の画像(4.1.2項(1)参照)上に描画し， $(300, 200)$ を中心とした 70×70 画素を切り出すことによって， O'_i の右側手前に O'_j が配置された遮蔽画像（以下，「右側遮蔽画像」と呼ぶ）のサンプルを得る．画像例を図 11 (b) に示す．
 - ⑨ ①から⑧の手順を実行するにあたり，⑥において，オブジェクト O'_j の底面の中心点が平面 α 上の座標 $(x_{imin}/2, 0)$ に一致するように O'_j を平面 α 上に配置

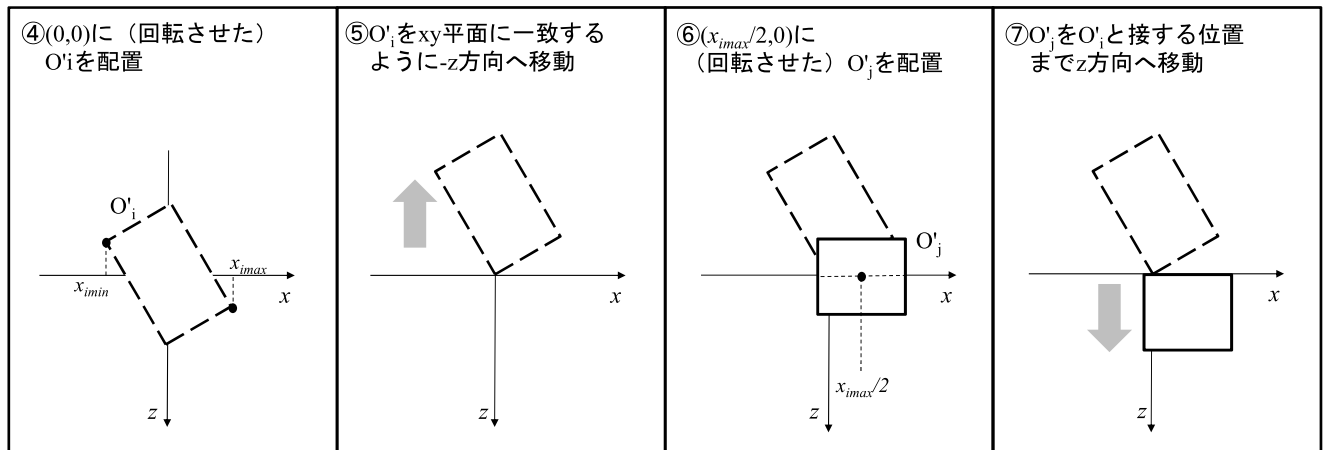


図 12 遮蔽画像生成イメージ図

Fig. 12 How to generate images which have occluded objects.

する．これによって、 O'_i の左側手前に O'_j が配置された遮蔽画像（以下、「左側遮蔽画像」と呼ぶ）のサンプルを得る．画像例を図 11 (c) に示す．

(3) むり込み画像（評価用）

学習用むり込み画像（および遮蔽画像）を生成するために使ったオブジェクトとは異なる Ne 体の 3 次元オブジェクトを用いること以外は、学習用むり込み画像の生成手順と同じである．

(4) 遮蔽画像（評価用）

評価用むり込み画像を生成するために使ったオブジェクトと同一の Ne 体の 3 次元オブジェクトを用いること以外は、学習用遮蔽画像の生成手順と同じである．

5.1.4 実験諸元

Caffe [15] を利用することで、深層学習を用いて実験を行う．深層学習を行う際のネットワークモデルは、Caffe に付属しているリファレンスモデルを生成した際に用いられた設定ファイル群を用いた．ただし、今回の入力データの条件に合うよう、クラス数、入力画像のサイズに関わる部分については適切に設定を書き換えた．繰返し数は 500 [batch], 1 [batch] の画像データ枚数は 128 に設定した．

本実験では、Nt と Ne は 3 とした．すなわち、使用するオブジェクトは学習用 3 体、評価用 3 体の計 6 体である．オブジェクトは 4.2.1 項のモデル 34 体の中からランダムに選んだ．また、 R_i および R_j は {0, 30, 60, 90, 120, 150, 180, 210, 240, 270, 300, 330 度}、 R'_i および R'_j は {0, 60, 120, 180, 240, 300 度} とした．したがって、全学習評価画像群および全評価画像群の総数はどちらも 864 枚（むり込み画像 432 枚、右側遮蔽画像 216 枚、左側遮蔽画像 216 枚）である^{*5}．

5.1.5 実験結果

全学習画像群をニューラルネットへ学習させた結果、全学習画像群を入力した際に 99.8%（むり込み画像を入力して正しく「むり込み画像である」と判定する割合：100.0%、

遮蔽画像を入力して正しく「遮蔽画像である」と判定する割合：99.5%）の正解率を有する識別機が構築された．その識別機へ全評価画像群を入力したところ、その正解率は 69.6%（むり込み画像を入力して正しく「むり込み画像である」と判定する割合：47.7%、遮蔽画像を入力して正しく「遮蔽画像である」と判定する割合：91.4%）であった．

この結果からは、「遮蔽関係」と「むり込み」の区別は機械にとって困難であることが分かる．すなわち、本実験結果から 5.1.2 項で示した仮説が正しいということが確かめられた．

5.2 総当たり攻撃

画像 CAPTCHA に必要な総当たり数に対する正確な分析は難しいが、文献 [2] では、CAPTCHA の総当たり数として 4,096 通りを確保できれば、Token Buckets Scheme を用いて誤答が多い Web クライアント（IP アドレス）からのアクセスを遮断することで、実質的な総当たり数を 560 万通り程度まで高めることが可能であることが示されている．そこで、提案方式においても、4,096 通りが CAPTCHA が有すべき総当たり数であると想定して考察を行う．

分析を簡素にするために、問題画像中に配置されたすべてのオブジェクトの見目の面積がすべて同じだと仮定しよう．この場合、マルウェアが画像解析によって問題画像の中のすべてのオブジェクトを抽出できたならば、マル

*5 ニューラルネットワークにむり込み画像と遮蔽画像の識別をバランズ良く学習させるために、むり込み画像の枚数と遮蔽画像（右側遮蔽画像と左側遮蔽画像の和）の枚数を合わせるようにした．このため、 R_i および R_j が 30 度刻み（0, 30, 60, 90, 120, 150, 180, 210, 240, 270, 300, 330 度）であるのに対し、 R'_i および R'_j が 60 度刻み（0, 60, 120, 180, 240, 300 度）となっている．むり込み画像：3 体のオブジェクトから O_i と O_j の 2 体を選ぶ組合せ ${}_3C_2$ 通り × オブジェクト O_i の回転角度 12 通り × オブジェクト O_j の回転角度 12 通り = 432 枚．右側遮蔽画像：3 体のオブジェクトから O'_i と O'_j の 2 体を選ぶ組合せ ${}_3P_2$ 通り × オブジェクト O'_i の回転角度 6 通り × オブジェクト O'_j の回転角度 6 通り = 216 枚．左側遮蔽画像：同じく 216 枚．遮蔽画像：右側遮蔽画像 + 左側遮蔽画像 = 432 枚．

表 2 4,096 通りを確保したときの正答率と所要時間の期待値

Table 2 Expected correct response rate and time.

N	問題数	正答率	平均時間[s]
4	6	88.6%	13.5
8	4	71.6%	12.7
12	4	65.6%	17.0
16	3	83.1%	16.6

ウェアは、抽出したオブジェクトの総数 N に対して、 $1/N$ の確率で正答することができる。すなわち、提案方式の総当たり数の理論値は N であり、問題画像 1 枚の出題のみで 4,096 通りの総当たり数を確保することは困難である。

総当たり攻撃への耐性を高めるためには、「画像中のオブジェクト数 N をある程度大きな値にしたうえで、1 題あたりの問題数を増やす（複数の問題画像を提示し、すべての画像でそれぞれ非現実オブジェクトを選択できた場合に、正解とする）」という対策が必要である。しかし、オブジェクト数や問題数の増加によって正規ユーザにとってのディストラクタや手間が増えるため、回答時間が増加して利便性が低下することが予想される。また、問題数（仮に問題数を M とする）を増やしてすべての問題に正答を求める場合、平均正答率は 1 問あたりの正答率 σ に対して σ^M として見積もられる。

4 章において、今回の実装における 1 問あたりの正答率と平均回答時間を求めた。その結果から期待される 4,096 通りの総当たり数を確保した場合の出題数、正答率、回答時間を表 2 に示す。

表 2 の結果からは、ユーザに「オブジェクト数 4 の問題を 6 問正解する」ことを求める出題形式にすることで、正答率 88.6%、平均回答時間 13.5 秒程度を確保したうえで、総当たり数 4,096 を確保できることが分かる。文字判読 CAPTCHA (5~7 文字程度) の正答率は約 92%、平均回答時間は約 12 秒であり [16]、ほぼ同程度の値を確保している。したがって、提案方式は総当たり攻撃に耐性を持ちうる方式であることが示唆される。

ただし、以上は 4 章の実験から得られた値に基づいた議論である。実運用に向けては、データベース内の 3 次元モデルを増やす等の改定が必要であり、正答率や回答時間が変化する可能性が大いにある。今後、実運用に近づけた状態で提案方式の攻撃耐性についても調査していく必要がある。

5.3 Web 探索攻撃

提案方式では、Web 上から収集した大量の 3 次元モデルをデータベースに格納しておき、それらを素材として利用することで問題画像を生成している。よって、SS-CAPTCHA

(2.3 節参照) への攻撃と同様、問題画像中で用いられている素材 (3 次元モデル) を Web 検索によって特定しようとする攻撃が考えられる。

しかし、Web 検索が SS-CAPTCHA の脅威となり得る理由は、SS-CAPTCHA がインターネット上から収集した文章を「無加工」のまま CAPTCHA の問題として利用しているからである。これに対し、提案方式は、インターネット上から収集した 3 次元モデルを「加工」することによって CAPTCHA を生成しているため、問題画像の中で使われているモデルを単純な Web 検索だけで特定することは容易ではないと考えられる。また、問題画像中の 3 次元モデルを特定できたとしても、機械 (マルウェア) にとって非現実オブジェクトを発見することは、5.1 節に示したとおり、容易なタスクではない。

将来的には、任意の (常識的な) 3 次元モデルを自動生成するような技術が確立されることが期待される。提案方式は、現時点では 3 次元モデルを Web から収集することを想定しているが、3 次元モデルの自動生成技術が現実的となった暁には、それを利用して、毎回新たな (常識的な) 3 次元モデルをシステム内で自動生成して利用することが可能である。

6. 自動生成

本章では、非現実画像 CAPTCHA の要件 3 (問題画像の自動生成は容易であるか) について議論する。

提案方式では、3.3 節に示した手順のとおり、3DCG 技術を利用して毎回新しい問題画像を容易に生成することが可能であり、問題画像の完全な自動生成を実現している。Web 上から収集した多数の 3 次元モデルをシステムに登録しておき、使用するオブジェクト、ならびに、オブジェクトのパラメータ (サイズや回転角度) を変更することによって、問題画像を無数に生成することが可能である。

ただし、提案方式で利用可能な 3 次元モデルには、4.1.1 項に示した 4 つの制約が課せられている。しかし、制約 3 (透明なモデル) と制約 4 (複数の独立したオブジェクトから構成されるモデル) は、3 次元モデルの頂点情報や色情報から識別可能である。また、制約 2 (同じカテゴリに含まれるモデル) については、3 次元モデルどうしの頂点情報や色情報の類似度からある程度の識別は可能である。制約 1 (常識的でないモデル) については、世間の認知度が低いきわめて低い特異なアニメキャラクタでもあってもその多くは常識的な形状をしており、提案方式の誤答に結び付くような「2 体の動物が合体したキメラ動物」のような 3 次元モデルは比較的少数であることが予測される。したがって、これらをルール化して 3 次元モデルを自動収集することは十分に現実的であるのではないかと考えられる。

無論、自動収集した 3 次元モデルの中に 4.1.1 項の 1~4 の制約を満たさないものが含まれる可能性は否定できな

い。しかし、その結果として、正規ユーザであっても答えに窮するような問題が出題されてしまった場合には、ユーザにリロードボタンをクリックしてもらうことで別の問題を提出するという運用による対策が可能である。

7. まとめと今後の課題

本論文では、人間の「常識からの逸脱」を認識する能力を利用した非現実画像 CAPTCHA のコンセプト提案・実装・評価を行った。人間のより高度な認知能力を利用しているため人間の正答率を確保しつつ、機械に対する高い攻撃耐性を有し、かつ、3DCG 技術を利用して問題画像の自動生成が容易である点が、提案方式の特長である。ユーザビリティ評価のための実験において高い正答率が得られ、提案方式の有用性が示された。また、提案方式の攻撃耐性を評価した結果、機械学習、総当たり攻撃、Web 検索による攻撃にも耐性をもちうる方式であること確認した。さらに、問題の自動生成が実際に可能であることを述べた。

今後は、実運用に近づけた上で提案方式の可用性をより深く調査していく。また、本論文では非現実オブジェクトを生成する手法のうち、2つのオブジェクトをマージする方法を選択した。マージ以外の方法（たとえば、「モデルの一部を削る」「モデルの一部を拡大する」等）を模索することで、より攻撃耐性が高い、または、より利便性が高い非現実画像 CAPTCHA を実現できる可能性もある。他方式の実装・実験・評価も今後積極的に進めていきたい。

謝辞 本論文の執筆にあたって、静岡大学大学院漁田武雄教授には認知心理学の観点からご助言をいただきました。同大学院中谷広正教授、佐治斉教授には画像認識に関わることをご助言をいただきました。同大学院西村雅史教授、筑波大学日野英逸助教授には機械学習に関してご教授いただきました。本論文で利用した3次元モデルは、メタセコ素材! (<http://sakura.hippy.jp/meta/>) 等で公開されているフリー素材です。この場を借りて御礼申し上げます。

参考文献

[1] The CAPTCHA net (online), available from <http://www.captcha.net/> (accessed 2015-02-01).

[2] Jeremy, E., John, R., Jon, H. and Jared, S.: Asirra: A CAPTCHA that exploits interest-aligned manual image categorization, *Proc. ACM Conference on Computer and Communications Security*, pp.366–374 (2007).

[3] YUNiTi (online), available from <http://www.yuniti.com/> (accessed 2015-02-01).

[4] Yan, J. and El Ahmad, A.S.: Breaking Visual CAPTCHAs with Naïve Pattern Recognition Algorithms, *Proc. Computer Security Applications Conference (ACSAC 2007)*, pp.279–291 (2007).

[5] Golle, P.: Machine Learning Attacks Against the ASIRRA CAPTCHA, *Proc. ACM Conference on Computer and Communications Security (ACM CSS 2008)*, pp.535–542 (2008).

[6] How they'll break the 3D CAPTCHA, TechnoBabble Pro

(online), available from <http://technobabblepro.blogspot.jp/2009/04/how-theyll-break-3d-captcha.html> (accessed 2014-12-04).

[7] 山本 匠, 鈴木徳一郎, Tygar, J.D., 西垣正勝: 人間の高度な認知処理に基づく CAPTCHA の提案, 映像情報メディア学会技術報告, Vol.34, No.54, pp.41–44 (2010).

[8] Kani, J. and Nishigaki, M.: Gamified CAPTCHA, *Proc. 16th International Conference on Human-Computer Interaction*, Springer LNCS 8030, pp.39–48 (2013).

[9] Yamamoto, T., Tygar, J.D. and Nishigaki, M.: CAPTCHA Using Strangeness in Machine Translation, *Proc. 24th IEEE International Conference on Advanced Information Networking and Applications*, pp.430–437 (2010).

[10] D' Souza, D., Polina, P.C. and Yampolskiy, R.V.: Avatar CAPTCHA: Telling Computers and Humans Apart via Face Classification, *Proc. 2012 IEEE International Conference on Electro/Information Technology*, pp.1–6 (2012).

[11] Yamamoto, T., Suzuki, T. and Nishigaki, M.: A Proposal of Four-panel cartoon CAPTCHA, *Proc. 25th International Conference on Advanced Information Networking and Applications*, pp.159–166 (2011).

[12] Mori, M., MacDorman, K.F. and Kageki, N.: The Uncanny Valley, *Robotics & Automation Magazine*, Vol.19, No.2, pp.98–100 (2012).

[13] Korayem, M., Moharmed, A.A., Crandall, D. and Yampolskiy, R.V.: Solving Avatar CAPTCHAs Automatically, *Proc. 2012 International Conference on Advanced Machine Learning Technologies and Applications*, pp.102–110 (2012).

[14] 鴨志田芳典, 菊池浩明: マルコフ連鎖による合成文書の不自然さを用いた CAPTCHA の提案と安全性評価, 情報処理学会論文誌, Vol.54, No.9, pp.2156–2166 (2013).

[15] Caffe (online), available from <http://caffe.berkeleyvision.org/> (accessed 2015-03-04).

[16] 可児潤也, 鈴木徳一郎, 上原章敬, 山本 匠, 西垣正勝: 4コマ漫画 CAPTCHA, 情報処理学会論文誌, Vol.54, No.9, pp.2232–2243 (2013).

[17] 植田まさし: 新コボちゃん 8, 芳文社 (2006).

[18] Norman, D.A., 安村通晃ほか (訳): 未来のモノのデザイン, 新曜社 (2008).

[19] Wendy Stahler, 山下恵美子 (訳): ゲーム開発のための数学・物理学入門, ソフトバンク クリエイティブ株式会社 (2005).



藤田 真浩 (学生会員)

2013年3月静岡大学情報学部情報科学科卒業。2015年3月同大学大学院修士課程修了。現在、同創造科学技術大学院博士後期課程。情報セキュリティに関する研究に従事。



池谷 勇樹

2013年3月静岡大学情報学部情報科学科卒業。2015年3月同大学大学院修士課程修了。同年富士通株式会社入社。在学中、情報セキュリティに関する研究に従事。



可児 潤也

2012年3月静岡大学情報学部情報科学科卒業。2014年3月同大学大学院修士課程修了。同年株式会社富士通研究所入社。在学中、情報セキュリティに関する研究に従事。



西垣 正勝 (正会員)

1990年静岡大学工学部光電機械工学科卒業。1992年同大学院修士課程修了。1995年同博士課程修了。日本学術振興会特別研究員(PD)を経て、1996年静岡大学情報学部助手。同講師、助教授の後、2006年より同創造科学技術大学院助教授。2007年同准教授、2010年同教授。博士(工学)。情報セキュリティ全般、特にヒューマニクスセキュリティ、メディアセキュリティ、ネットワークセキュリティ等に関する研究に従事。2013~2014年情報処理学会コンピュータセキュリティ研究会主査。2015年より電子情報通信学会バイオメトリクス研究専門委員会委員長。