

画像処理技術や機械学習技術の教育を目的とする無人決済システムを題材とした教育コンテンツの検討

谷川 遼^{1,a)} 高畑 諒太^{1,b)} 井垣 宏^{1,c)}

概要：機械学習技術や画像処理技術の普及に伴い、これらの手法を教育するための質の高い教育コンテンツが求められるようになってきている。本研究では、機械学習技術や画像処理技術を利用した情報システムの開発体験を提供する無人決済システムを題材とした教育コンテンツの検討を行う。我々は実際に簡易的な無人決済システムを試作し、試作を通じて得られた知見より、教育コンテンツに求められるプロダクトに対する制約や規模、評価に関する考察を行った。

1. はじめに

機械学習技術を利用したシステムの開発が数多く行われるようになるにつれ、機械学習技術や機械学習のための画像処理技術を身につけたエンジニアの育成が重要視されるようになりつつある。数万のコースを持つオンライン学習の代表的なプラットフォームである Udemy では、machine learning を対象としたコースが 400 件以上登録されている*1。データサイエンスと機械学習のためのコミュニティサイトとして知られる Kaggle では、企業や政府などの組織から提供されたデータを対象としたコンペが日々実施されており、画像認識技術を対象としたものなども実施されている [3]。他にも文部科学省の教育プロジェクトの一つである enPiT2 では、学部生対象にビッグデータと AI の教育を行うことを目的とし、レシートデータを利用して販売予測を行うシステムをチームで開発する PBL(Project-based Learning) 形式での IT 人材の育成が行われている [8]。

本研究では、データからのマイニングだけでなく、より複雑な機械学習技術を用いた情報システムの開発経験を積むことを目的とした無人決済システムを題材とする教育コンテンツについて検討を行う。無人決済システムとは Amazon Go[1] に代表される、ユーザが雑貨や生鮮食品などの商品を選択して決済するまでの一連の流れを無人で実施することが可能なシステムである。無人決済システムの開発では、購入対象となる商品の配置、購入者の個人認証、

購入物品の特定から実際の決済手続きに至るまでをどのようにデザインするか、またその精度がどれくらいかを考慮する必要がある。本稿において我々は簡易的な無人決済システムを実際に開発することで、無人決済システムにおける規模や難易度、教材化のために必要な情報や機材について考察を行う。

以降では、既存の無人決済システムとその構成について 2 節で述べる。3 節と 4 節では、我々が試作する無人決済システムの概要と実装及びシステムの評価について説明する。5 節では、教育コンテンツとしての無人決済システムについての考察を行う。

2. 既存の無人決済システムの構成

無人決済システムの代表的なものとして Amazon.com が開発している Amazon Go[1] がよく挙げられる。Amazon Go 以外にもスーパーワンダーレジ [4] など国内外で開発されている無人決済システムが増えつつある。これらの無人決済システムは、対象となる商品の配置は人が行うが、店舗入店あるいは商品購入手続前の購入者の個人認証、購入者が購入する商品の特定、商品の決済といった商品購入時の一連の流れを無人で支援することを目的としている。各工程をどのようにデザインするかは無人決済システムによって大きく異なっている。

例えば Amazon Go では、入店時に独自アプリに表示される QR コードをゲートにスキャンさせることで個人認証を行う。店内の商品をユーザが手に取ったり、カバンに入れたりすることで商品とユーザの紐付けが行われ、ユーザが購入する商品を特定する。商品の特定をどのように実施しているかは情報が公開されていないが、店内に複数設置

¹ 大阪工業大学情報科学部情報システム学科
〒573-0171 大阪府枚方市北山 1 丁目 79 - 1

a) haruka.oit@gmail.com

b) e1b15053@oit.ac.jp

c) hiroshi.igaki@oit.ac.jp

*1 Udemy:https://www.udemy.com/

されているカメラやマイク、センサにより、画像認識技術等を利用したユーザのトラッキングや商品の特定が行われていると考えられる。決済は入店時と同様個人認証を伴う退店処理を行った後、紐付けられた商品とユーザの情報を利用して行われる。このとき、購入品目、滞在時間、商品金額が確認できるようになっており、決済に間違いがあった場合は返金処理を行うことが可能となっている。

他にも JR 東日本で開始された無人決済システム「スーパーワンダーレジ」では、交通系 IC カードで個人認証を行い、ToF センサやカメラを利用して商品の特定や購入者との紐付けを行っている。Amazon Go 同様 RFID タグのようなものは商品に付与されておらず、センサやカメラのみで認識をしている。Amazon Go とはトラッキングの精度の問題か、同時入店人数が 3 人に制限されているところが異なっている。

以降では、無人決済システムを実際に試作し、商品の配置、商品購入前の個人認証、購入対象商品の特定及び購入者との紐付け、商品の決済、という 4 つのフェーズを試作システムでどのようにデザインしたかを説明する。

3. 画像処理技術及び機械学習技術を利用した無人決済システムの試作

本研究では、入店時にユーザの認証を行い、商品を手に取り、退店時に入店時と同様のユーザ認証を行うことを一連の流れとした無人決済システムを試作した。本システムでは、同時入店者数は 1 人、一度の入店での購入数は 1 つまでとなっている。以降では、一連の流れと商品の配置、個人認証、購入対象商品の特定及び購入者との紐付け、決済の 4 つのフェーズについての試作内容を詳述する。

3.1 決済システムの一連の流れ

図 1 はユーザが商品を購入する際の一連の流れを示している。本システムでは、入店・退店時に NFC タグを利用したユーザ認証を行うことで、入店時と退店時の商品棚をそれぞれ撮影し、それらの画像の差分を検出する。検出された差分をもとに Azure Custom vision サービス*2を利用

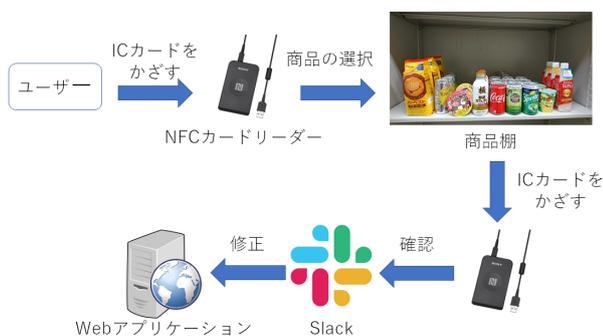


図 1 ユーザの購入の際の一連の流れ

し、商品を識別する。識別した結果にもとづいて決済を行い、結果をユーザに通知する。通知後、決済結果に修正の必要があった場合は、Web アプリケーション上で修正を行う。

以降では 4 つのフェーズそれぞれの詳細を示す。

3.2 商品の配置

図 2 に商品配置時の流れを示す。

Azure は Microsoft 社が提供するクラウドサービスで、クラウド上で多種多様なサービスをインターネットを通じて提供している。本システムで利用している Custom Vision はラベル付けした画像をアップロードし、その画像をもとに学習させることで、新しい画像に写っているモノの検出を行うことができるサービスである。Custom Vision サービスを利用することで得られる情報は、分類や検出の結果やその物体である確率などである。

モノの検出を行うためには、対象画像が 15 枚以上必要であるため、商品配置時には商品の向き、光源の位置など様々な条件で商品画像の撮影を行う必要がある。商品の登録は Custom Vision サービスでプロジェクトを作成し、そのプロジェクトに画像をアップロードすることで行う。

プロジェクトにアップロードした画像に図 3 で示すように該当する商品をマウスで囲い対象の商品名をタグという形で登録することでタグ付けが完了する。各種 15 枚以上の画像をタグ付け後、プロジェクトをトレーニングすることで学習が完了する。以降は、プロジェクトの Project

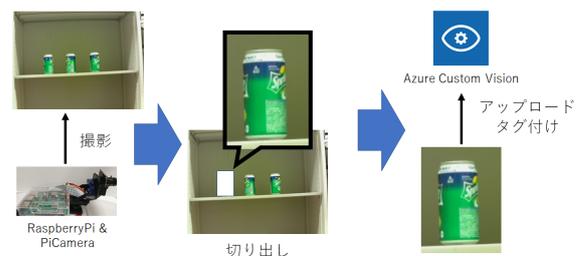


図 2 商品配置時の処理

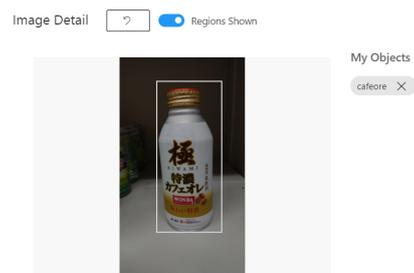


図 3 Cutom Vision でのタグ付け

*2 Custom Vision: <https://azure.microsoft.com/ja->

jp/services/cognitive-services/custom-vision-service/

Key, Training Key, Prediction Key を用いることで、トレーニングの完了したプロジェクトを商品の特定に利用することができるようになる。

3.3 入退店時の個人認証

個人認証には NFC タグを利用している。ユーザは入店時に図 4 に示す Raspberry Pi^{*3} に接続された NFC リーダに自身の ID を持つカードをかざすことで入退店処理を行う。NFC タグにはそれぞれ固有の ID が保持されており、決済システムが自身のユーザ DB に登録されているユーザ ID と NFC タグの ID を比較することで個人認証を行う。

3.4 購入対象商品の特定

入店処理完了後、ユーザは欲しい商品を手取る。商品選択後、入店時と同様にリーダにカードをかざすことで退店処理が行われる。これら入退店処理時に Raspberry Pi に接続されたカメラが商品棚を撮影する。すなわち、入店時に購入前の商品棚を、退店時に購入後（商品選択後）の商品棚を撮影し、保存する。図 5 に、入店時及び退店時に撮影される画像の例を示す。決済システムではこれら 2 枚の画像を比較して差分を検出する。差分を検出する方法として OpenCV のテンプレートマッチングを利用している。テンプレートマッチングは比較元の画像の部分画像を作成しそれを比較先の画像に照らし合わせることで一致する部分を検出する手法である [7]。

本システムでは、退店時に撮影した商品棚の画像から部分



図 4 Raspberry Pi と NFC リーダ

*3 Raspberry Pi: <https://www.raspberrypi.org/>

画像を作成し、入店時の画像と照らし合わせていくことで入店時の画像に最もマッチする位置を探す。マッチした位置から両画像を比較し、輪郭の違いから差分を抜き出す。抜き出した差分から差分画像を作成し、差分情報とする。得られた差分情報から図 6 に示すように対象商品の画像を切り出す。切り出した画像を Azure Custom Vision サービスにアップロードすることで、購入商品の特定を行う。

図 7 に図 6 の画像を Custom Vision サービスにアップロードしたときに API が返す情報を示す。この例の場合、最も確率が高いのは sprite であるため、図 6 で撮影された画像から sprite が購入された商品であると特定されることになる。この結果を入退店時にかざされたカードの ID 情報と紐付けてデータベースに購入ログとして登録する。

3.5 決済と通知

退店処理時のユーザ情報と特定した購入物品の情報を組み合わせることで、購入者と購入物品の紐付けを行い、同時に決済処理を行う。本システムでは決済処理として、データベースに誰が何を購入したかを記録する。さらに、決済結果を Slack^{*4} と呼ばれるコミュニケーションサービ



[1] 入店時



[2] 退店時

図 5 入店時及び退店時に撮影される画像



図 6 差分の切り抜き

*4 Slack: <https://slack.com/intl/ja-jp/>



図 7 API が返す情報

スを利用してユーザに伝える。ここでは事前に NFCID と紐付けたユーザ名と購入した商品を Slack 上の BOT からユーザに対して投稿することで図 8 のように通知する。この際修正を行う Web アプリケーションの URL を添付することで、決済内容に間違いがあったときにユーザの修正を促す。

ユーザは通知された情報が誤っていた場合、Slack 上での通知に添付されている URL にアクセスし、購入した商品情報の修正を行うことができる。アクセスすると図 9 のようにシステムのログがログ ID、購入者名、商品 ID、商品名で表示される。ユーザは自分の購入した商品に該当するログの右側にある変更ボタンをクリックすることで変更ページ図 10 へアクセスすることができる。変更ページでは、商品情報のみ変更することができ、その他の情報は変更することができない。

商品情報の変更後図 9 下部の再学習ボタンをクリックすると対象の画像が正しいタグでタグ付けされ、画像とあわせて Custom Vision にアップロードされて学習が行われる。

4. 試作した無人決済システムの評価

4.1 実験内容

試作した無人決済システムを対象に評価実験を行った。同時入店者数 1 名、同時購入数 1 品を前提としているため、様々な形の 9 種類の商品を並べた棚を 1 つ用意し、入退店処理のための NFC リーダーとあわせてミニ商店環境を作



図 8 Slack での通知

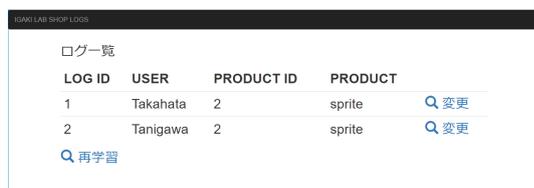


図 9 システムログ

成した。被験者 1 名に 9 種類の商品のうち好きな商品を購入してもらい、商品特定の精度評価を行った。購入は 10 回 1 セットを 3 セット実施した。なお、商品は 1 度購入するたびに著者らの手でもとに戻した。また、商品特定ミスがあった場合は、各セット終了時に、ミスした部分を Web アプリケーションで修正してもらい、再学習を実施した。

4.2 実験結果

1 セット目の結果を表 1 に示す。表 1 では、10 回の購入に対して 3 回の誤認識があり、4 回目の購入では Custom Vision サービスが返す確率が 0% となった。これは、本試作システムの差分検出の際に、正しく切り抜きが行えていなかったためこのような結果となった。また、判定結果は正しいものの 9 回目は確率が 50% を下回っており、商品の認識にやや問題があることが言える。次に 1 セット目の結果を修正してもらい、再学習させたのち再び 10 回購入を行った。2 セット目の結果を表 2 に示す。

表 2 では、10 回の購入に対して 3 回の誤認識があり、1 セット目と同じ回数となったが、画像の切り抜き等は問題なく行えた。8 回目の supli の確率が 50% を下回っているが、それ以外の商品はすべて 80% を超える結果となった。誤認識した決済結果を被験者に修正してもらい、3 セット目を実施した。結果を表 3 に示す。3 セット目では誤認識回数が 1 回と 1・2 セット目と比較して減少した。また判定確率の低かった”supli”の結果が 3 回目の購入時が 90.45%、

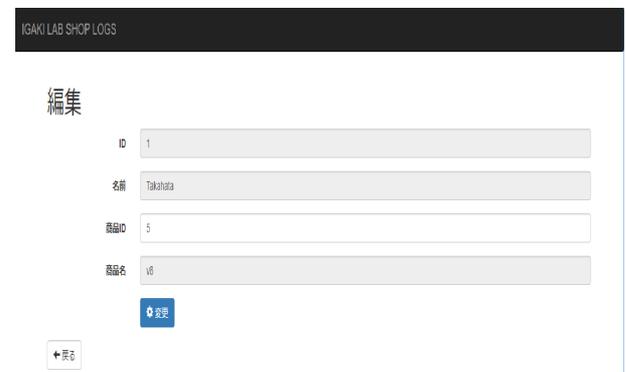


図 10 編集ページ

表 1 1 セット目の結果

購入回数	購入商品	判定結果	判定結果の確率 (%)	正誤
1	v8	v8	93.82	○
2	cafeore	cafeore	94.55	○
3	oshiruko	cola	44	×
4	supli	cola	0	×
5	cola	cola	89.04	○
6	harvest	harvest	95.12	○
7	ginger	cola	22.35	×
8	jagariko	jagariko	77.74	○
9	supli	supli	40.53	○
10	sprite	sprite	88.59	○

表 2 2セット目の結果

購入回数	購入商品	判定結果	判定結果の確率 (%)	正誤
1	oshiruko	oshiruko	96.25	○
2	ginger	ginger	87.35	○
3	supli	cafeore	89.46	×
4	cafeore	cafeore	93.17	○
5	v8	v8	93.62	○
6	harvest	harvest	95.36	○
7	jagariko	supli	82.82	×
8	supli	supli	40.17	○
9	cola	cola	95.73	○
10	v8	sprite	91.82	×

表 3 3セット目の結果

購入回数	購入商品	判定結果	判定結果の確率 (%)	正誤
1	v8	v8	81.20	○
2	cola	ginger	96.54	×
3	sprite	sprite	90.45	○
4	supli	supli	86.59	○
5	jagariko	jagariko	66.05	○
6	harvest	harvest	97.38	○
7	cola	cola	96.28	○
8	ginger	ginger	79.09	○
9	supli	supli	77.12	○
10	sprite	sprite	89.84	○

9回目の購入時で77.12%と大きく向上した。

以上より、7割～9割の確率で商品決済を行える無人決済システムを開発できたことが確認できた。

5. 無人決済システムを題材とした教育コンテンツの検討

無人決済システムの試作を通じて、機械学習技術や画像処理技術を含むシステム開発の経験を積むことが十分に可能であることが確認できた。一般的にソフトウェア開発を伴うPBL形式の演習では、学生らに対してシステムの満たすべき要求や利用可能な機材、開発プロセス、評価基準が開始時に提示される[5]。以降では、無人決済システムを題材とした教育コンテンツにおいて学生に提示すべき情報をどのように検討すべきか示す。

無人決済システムにおける満たすべき最低限の要求としては、「商品が陳列されている商店において購入者が商品を選択、取得し、システムが決済を行うまでの一連の流れを無人で行えること」といえる。開発者はこの最低限の要求にもとづいて、商品の配置、個人認証、購入対象の特定、決済といった4つのフェーズをどのようにデザインするかを決定し、開発を進めていくことになる。開発にあたっては、各フェーズのデザインによってその難易度が大きく変わることが考えられる。そのため、フェーズごとの制約を定義しておくことで、成果物としての無人決済システムの質の評価につなげることができる。例えば、同時入店者数

が多いほど購入者と購入対象商品との紐付けは困難になる。商品購入時の商品の特定についても、商品のバーコード読み込みや特殊なマーカによる読み込みを購入者の手持ちのスマートフォンで行うようにすると、対象を特定する難易度は大幅に低下する。そこで、本稿で述べた試作を通じて、無人決済システムの開発難易度に影響すると考えられるフェーズごとの要素を以下のようにまとめる。

- 商品の配置
 - － 商品配置場所の自由度
 - － 商品種別数
 - － 個別商品への加工の有無
- 個人認証
 - － 個人認証時のデバイスやタグ利用の有無
 - － 個人認証の精度
- 購入対象の特定及び決済
 - － 同時入店者数
 - － 入店時購入可能商品数
 - － 購入対象選択時のデバイス利用の有無
 - － ユーザトラッキングのためのユーザ側デバイス利用の有無
 - － 再学習処理の有無
 - － 購入対象特定における精度
 - － 商品の受け渡し

商品配置時は、どのような棚にどの商品を置くかを自由に決定できるかどうかや、取扱商品種別数、個別の商品にマーカ等加工を行ってよいか決済システムの開発難易度に影響する。個人認証やユーザのトラッキングにおいては、ユーザがスマートフォンやNFCタグを持っており、それを利用した認証を認めるかどうか最も難易度に影響を及ぼす。購入対象の特定及び決済のフェーズでは、店内への同時入店者数や入店時の購入可能商品数が増えれば増えるほどユーザの購入処理に関するトラッキングが困難になる。一方で、購入対象選択時になんらかのデバイスをユーザが利用することを認めると、同時入店者数や購入可能商品数に関係なく容易に購入対象を選択できる。例えば、ローソンスマホペイ[2]のように商品のバーコードをユーザ手持ちのスマートフォンで読み取るような仕組みの場合、ユーザのトラッキングや購入対象商品の特定はほぼ不要となる。そのため、購入対象の特定におけるデバイスの利用は、無人決済システムの開発を対象とした演習を実施する上では認めるべきでないと考えられる。再学習処理は購入対象の特定や決済後に購入対象の商品や個人との紐付けが誤っていた場合にユーザによる簡単な操作で取り消しや特定のための学習を再度実行する処理を実装するかを示している。再学習処理の有無はその後の要素としても記述されている、購入対象商品の特定に伴う精度の向上に影響する。

以上のような制約は無人決済システムの開発に多大な影

響を与える。機材や設備についても、同時入店者数が1名で購入可能商品数が少ない場合には、棚が1つで商店としての敷地面積は数平方メートル程度が良い。一方で、同時入店者数が複数人で、購入可能商品数がある程度以上多い場合、複数の棚や入店者が歩き回れるだけのスペースが必要となる。また、カメラや各種認証機材、制約の内容によってはセンサなどが必要となる。カメラやセンサ類に関しては、棚の周囲への設置が容易になるように台やクランプのような固定具があることが望ましい。

以上のように、無人決済システムでは様々な要素が開発に影響を与える。そのため、演習やPBLとして実施する際には、学生にはシステムの満たすべき要求として最低限の無人決済システムとしての振る舞いを提示した後、以上で述べたような要素をシステムを実現する上での制約としてどの程度満たすべきかを教員か学生自らが決定する必要がある。そのため、教育コンテンツとしてはループリック [6] のように要素ごとに難易度を定めておき、どの要素をどの程度達成したかによってプロダクトの評価とするといった対応により、自由度が高く、学生にとって魅力のある演習を構成することができると考えている。

6. おわりに

無人決済システムの試作を通じて、開発に影響を与える要素の分析や無人決済システムの開発によって得られるスキルや知識を確認することができた。今後は、実際に無人決済システムを対象としたPBL形式の演習を本節で述べたような最低限の要求と制約を示したループリックにもとづいて実施し、プロダクトの評価や開発プロセスの評価を行っていききたい。

謝辞 本研究はJSPS 科研費 JP17K00500 の助成を受けたものである。

参考文献

- [1] Amazon.com: Amazon Go, Amazon.com (online), available from (<https://www.amazon.com/b?ie=UTF8&node=16008589011>) (accessed 2019-01-14).
- [2] Lawson, I.: 店内でどこでも決済！ローソンスマホペイを一部店舗で展開中, Lawson, Inc. (オンライン), 入手先 (https://www.lawson.co.jp/lab/app/art/1352468_8411.html) (参照 2019-01-14).
- [3] Yang, X., Zeng, Z., Teo, S. G., Wang, L., Chandrasekhar, V. and Hoi, S.: Deep Learning for Practical Image Recognition: Case Study on Kaggle Competitions, *Proceedings of the 24th ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery & Data Mining*, ACM, pp. 923–931 (2018).
- [4] サインポスト株式会社：スーパーワンダーレジの実証実験を JR 赤羽駅で開始, サインポスト株式会社 (オンライン), 入手先 (https://signpost1.com/wonder_news) (参照 2019-01-14).
- [5] 井垣宏, 武元貴一, 上田悠貴：基礎的なIoT教育のためのチーム開発を重視したPBL授業の提案, コンピュータソフトウェア, Vol. 35, No. 1, pp. 1.54–1.66 (2018).
- [6] 松尾智晶, 中沢正江ほか：授業実践者のヒアリングデータに基づくPBLループリックの開発: 京都産業大学PBL科目を例として, 高等教育フォーラム, Vol. 4, pp. 37–44 (2014).
- [7] 新井啓介, 森本浩介, 山名早人: Similar object detection using template matching focused on positional relationship of feature regions, 研究報告コンピュータビジョンとイメージメディア (CVIM), Vol. 2010-CVIM-172, pp. 1–8 (2010).
- [8] 神田哲也, 福安直樹, 佐伯幸郎, 市川昊平, 中村匡秀, 楠本真二: 自動発注問題を題材としたビッグデータ・AI技術に対する実践的人材育成コースの設計, 日本ソフトウェア科学会大会論文集, Vol. 34, pp. 317–322 (2017).