

自動精算のための落下型商品識別方式の提案

森田 翔太[†] 戸簾 隼人[†] 義久 智樹[‡]

[†] [‡] 滋賀大学 〒522-8522 滋賀県彦根市馬場 1-1-1

E-mail: [†] {s6024150, s7025105}@st.shiga-u.ac.jp, [‡] yoshihisa@biwako.shiga-u.ac.jp

あらまし 近年、利用者自身が購入商品の登録および支払いを行う自動精算の導入が進んでいる。既存の自動精算方式として、バーコードスキャンや画像認識があるが、スキャンに時間がかかったり商品が他の商品で遮蔽されたりといった問題があった。短時間かつ低遮蔽に商品識別できる方式を用いることで、これらの問題を解決できる。そこで、本研究では、商品を自由落下させて撮影する落下型商品識別方式を提案する。落下型商品識別方式では、かごの底板をスライドさせることでかご内の商品の落下開始時刻に時間差を設けて商品が遮蔽されにくいようにする。本研究では、スライド板の開口角度が遮蔽軽減に与える影響を調査した。仮想現実環境を用いて落下の様子を再現して評価した結果、撮影方向から横方向にスライドする場合には、開口角度の調整により可視率が改善することが明らかになった。

キーワード 可視率、スライド板開口角度、画像認識、VR シミュレーション

1. はじめに

少子高齢化に伴う人手不足が長期化し、店舗オペレーションの省人化が求められている[1]。その対応として自動精算の導入は進展しており、2025年スーパーマーケット年次統計調査では自動精算機の設置率が41.7%に達した[2]。一方、現行の主流であるバーコード方式は、利用者が商品を一点ずつ操作して読み取る必要があるため、点数増加に伴う作業負荷やスキャン漏れを避けにくい。さらに自動精算では誤登録や万引きなどの不正に起因する損失リスクが増加し得ることが報告されている[3]。

商品識別を自動化する技術として RFID は有力であり、RAIN RFID タグの単価は量産で数円単位まで低下している[4]。しかし、生鮮食品を含む低単価品まで個品タグ付与を広げる場合、タグ費用やインフラ初期投資が導入障壁になり得ることが指摘されている[5]。このため、商品への個別タグ付与を前提としない手法として、画像に基づく自動商品識別が注目されている[6]。画像に基づく方式は、バーコード位置の探索やスキャン動作に依存せずに商品を識別することを目標とするため、利用者の操作負荷を低減につながる。

しかし、買い物かご内では商品が密集・重なり合うため遮蔽が避けられず、遮蔽は物体検出の主要な失敗要因の一つである[7]。従来方式の多くは、商品を並べ直すなど利用者の追加操作により遮蔽を回避する運用が想定されている。しかし、追加操作を前提とする運用は会計の省操作化という目的と整合しない。さらに、利用者が商品配置を操作できる状況では、遮蔽を意図的に残すことで認識を回避する行為が発生する可能性もある。

そこで本研究では、遮蔽をアルゴリズム側だけで吸収するのではなく、撮影時に商品配置を動作により変

化させて可視性を確保する方式として、かご底面のスライド機構を開放し商品を自由落下させて撮影する落下型商品識別方式を提案する。提案方式は、落下中に商品を時間的に分離することで遮蔽を緩和し、利用者の並べ直し操作を不要にすることを狙う。本稿では、落下動作を制御する要素として、スライド板の開口角度および開放方向に着目する。本研究は、これらの構造パラメータの違いが落下中の可視性に与える影響を比較する。遮蔽の程度を定量化する指標として、全体可視率を用いる。全体可視率は、落下中に取得した各フレームに対し、可視画素数と参照画素数を算出し、全商品・全フレームで総和した比として定義する。また、比較要素以外の条件を統制して評価するため、VR 環境を用いて実験を行う。

2. 関連研究

小売店の会計工程における商品識別には、(i) POS と連携したバーコード読み取り、(ii) 個品タグを用いる RFID、(iii) カメラ画像からの画像認識がある。

バーコード方式は普及している一方で、利用者が商品を1点ずつ読み取る必要があり、購入点数の増加に伴って処理時間が長くなりやすい。国内研究でも、フルセルフレジでは利用者の操作習熟や、バーコード無し商品の選択入力などにより精算時間が長くなる可能性が指摘されている[8]。また、セルフスキャンは未スキャン・誤スキャン等が損失リスクの一因となり得る[3]。

RFID は非接触で複数商品の同時読取りが可能であり、スキャン動作削減に有効であるが、個品タグ付与と読取インフラが前提となる[9]。このため、追加タグを要求しない画像認識型は、低単価品を含む広範な商品へ展開しやすい[6]。一方で、小売商品は外観差が小さい多数カテゴリを扱うため、照明変動・背景の複雑

さ・遮蔽／密集への対応が求められる[10].

画像認識に基づく商品認識は、棚画像をや欠品検知等で体系化されてきた．一方、自動会計では「複数商品が同時に写り込む」状況での識別が求められる．そこで、RPC（Retail Product Checkout）データセットでは、単品画像と複数商品の会計画像を含む大規模データを集め、重なり・遮蔽を含む条件での評価基盤を提供している[11]．また、D2S（Densely Segmented Supermarket）データセットでは、自動会計等の産業応用を意識した高解像度画像と正解データを提供し、部分遮蔽下での検出・セグメンテーション評価を行っている[12]．しかし、これらの代表的ベンチマークは、撮影環境が比較的固定されたカウンタ上やコンベア上等の配置を前提とする側面が強く、買い物かご内のように物体が密集して三次元的に積み重なる状況や、投入・落下により状態が連続的に変化する状況を想定していない．一方で、買い物かご内のように遮蔽が多発する場合には、画像のみで識別しにくくなるため、遮蔽そのものを発生しにくくする環境・機構設計の検討が重要となる．近年、買い物かご内の商品検索・照合に着目した研究も報告されているが[13]、やはり遮蔽が発生していた．

実環境で画像認識型システムを構築する上で、学習データの収集・アノテーションはボトルネックとなりやすく、特に遮蔽や密集状態を網羅的に収集するコストは高い．この課題に対し、物理シミュレーションやゲームエンジン等を用いた合成データ生成が検討され、現実との差を含めた論点整理も進んでいる[14]．

遮蔽問題を解決するために、パーツ表現、文脈利用、遮蔽を模擬するデータ拡張、動画・複数フレームの統合など、多様な方式が提案されている[8]．ただし、視野内で完全遮蔽が発生する場合、単一視点の外観情報から当該物体を直接認識することは原理的に難しい．このため、センサ視点を変える・対象物を動かすことで認識精度を改善する方式も提案されている[15]．

3. 提案手法

本研究は、買い物かご内で多数商品が密集・重畳し、遮蔽が頻発する状況において、利用者の並べ直し等の追加操作に依存せずに、商品識別に必要な可視性を確保することを目的とする．従来の画像認識型自動会計は、商品が遮蔽されにくい配置を暗黙に前提とする場合が多く、買い物かご内のような高密度環境では認識が成立しにくい．そこで、本研究では、遮蔽をアルゴリズム側の工夫のみで吸収するのではなく、撮影時に物体配置を動作により変化させ、遮蔽が緩和される瞬間を生成する「環境側からの遮蔽低減」を提案する．

3.1 落下型商品識別方式の概要

本研究が提案する方式を落下型商品識別方式と呼ぶ．

落下型商品識別方式では、利用者が商品を買物かごに入れたままレジに置くと、システム側でかご底面の開口機構を作動させ、商品群を重力に従って落下させる．落下過程では商品同士の相対位置関係が時間的に変化するため、静止状態では遮蔽されていた商品が、落下中のある時刻に可視化される可能性がある．この「時間方向の分離」を利用することで、利用者が商品を取り出して並べ直す操作を不要としつつ、可視性の向上を目的とする．本稿の主眼は、落下動作を生成する機構設計により、遮蔽がどの程度緩和され得るかを設計論として扱う点にある．

3.2 処理の流れ

本方式の処理の流れは次の通りである．

1. 利用者は商品をかごに投入し、かごをレジに置く．
2. システムが底面開口を生成し、商品を落下させる．
3. 落下中の画像列を取得し、複数フレームから商品を識別する（識別アルゴリズム自体は本稿の対象外）．
4. 識別結果に基づき会計を確定し、落下後の商品は回収部へ集約される．

2から3の処理により、静止配置で発生する遮蔽を、動作によって緩和した条件へ変換する．

3.3 スライド開放機構と設計パラメータ

本研究では、落下動作を生成する簡易機構として、かご底面にスライド板を設け、スライド板の移動により開口部（落下口）を形成する方式を想定する．本方式の性能（遮蔽緩和）は、落下開始の順序と落下中の重なり方に依存するため、開口の広がり方を規定するパラメータが重要となる．

そこで本研究は、次の2つを主要な構造パラメータとして扱う．

1. 開放方向：スライド板が移動して開口を形成する方向であり、横スライドと縦スライドの2条件を扱う．
2. 開口角度 θ ：上面視における開口部形状を表すパラメータであり、かご側面（黒枠）を基準として開口部境界が外側へ拡張する角度を θ と定義する（図1、図2）．

横スライドと縦スライドでは、スライド板端部の向きが異なるため、同じ開口角度の変更でも開口の広がり方が異なり得る．本研究は、この差が落下中の遮蔽に与える影響を、設計パラメータの効果として整理する．

3.4 遮蔽低減のアイデア

本方式が狙う遮蔽低減は「落下により商品が時間的に分離される」ことに加え、「開口の広がり方により、支持が失われる順序が偏る」ことにより生じる．すなわち、開口が一樣に広がり多数の商品が同時に落下を

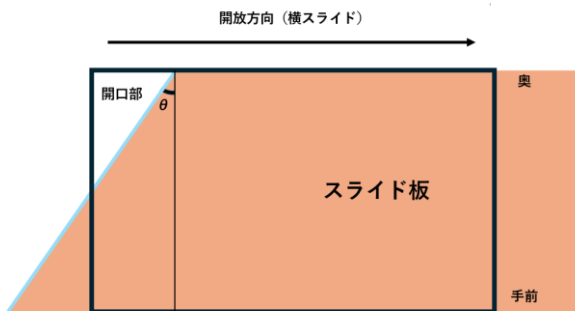


図 1. 横スライド時の開口角度 θ の定義（上面視）
（黒枠：かごの側面，橙：スライド板，白：開口部）

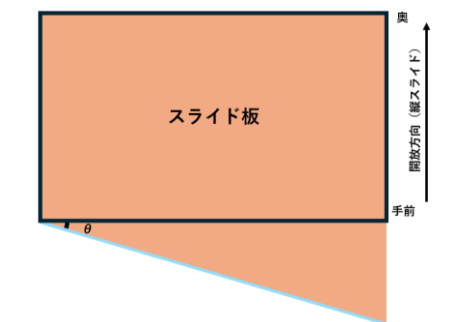


図 2. 縦スライド時の開口角度 θ の定義（上面視）
（黒枠：かごの側面，橙：スライド板，白：開口部）

開始する場合，落下中に物体が集団として移動し，視線方向に重畳して遮蔽が残しやすい．一方で，開口が空間方向に対して段階的に広がり，落下開始が時間的にずれる場合，落下中に物体の群れが分散しやすく，結果として遮蔽が緩和される可能性がある．そこで，本稿では，開放方向と開口角度(θ)をパラメータとし，遮蔽低減に寄与する条件を抽出する．

本稿は，提案方式のうち「遮蔽が緩和され得るか」を構造条件として示す段階に位置付け，識別器の種類や学習方法の最適化は扱わない．代わりに，落下中の可視性を指標化し，開放方向と開口角度の差分が可視性に与える影響を評価する．

4. 評価

本章では，提案方式におけるスライド開放機構の設計パラメータ（開口角度，開放方向）が，落下中の遮蔽に与える影響を評価する．落下過程では複数物体が同一視野内に存在し，特に視線方向（前後方向）で物体が重なり合うと遮蔽が生じやすい．本研究では，スライド開放により落下開始タイミングを変化させ，この重畳を緩和できるかを評価する．

4.1 実験設定・実装

4.1.1 実験環境

実環境で落下挙動を多数回再現し，同一条件で比較評価を行うことは困難である．そこで，Unity を用いて

仮想自動精算環境を構築し，落下条件および撮影条件を統一した再現性の高い評価を行った．仮想環境内には，かご，スライド開放機構，商品（物体）モデル，および固定カメラを配置し，重力および衝突判定を有効にして落下挙動を再現した．

4.1.2 設計パラメータ

本研究では，開口角度と開放方向を系統的に変更して比較する．開口角度は 0° から 60° まで 5° 刻みとし，角度変化に対する傾向を連続的に観察できるようにした．開放方向は横スライドと縦スライドの 2 条件とした．

4.1.3 配置する物体の 3D モデル

本研究で扱う商品の 3D モデルは，実物商品を表面と裏面から撮影し，二つのデータを結合させて作成した．衝突判定には見た目用のメッシュとは別に低ポリゴンの近似メッシュをコライダーとして適用した．

4.1.4 物体配置条件と試行回数

かご内の密集度・形状依存性を考慮し，次の配置条件を用意した．図 3 から図 6 にそれぞれの配置の例を示す．

1. 商品 10 点配置：基本的な傾向を確認する条件（図 3）
2. 商品 14 点配置：密集度を上げ，重畳が増える条件（図 4）
3. 球体配置：物体形状への依存を低減するための条件（球体サイズを 2 条件に設定）（図 5，6）

各条件にて使用した 3D モデルの種類を表 1 に示す．各条件につき 10 回の試行を行い，落下中の全フレームを取得した．撮影は固定カメラ 1 台で行い，カメラ位置・画角・解像度は全条件で共通とした．

4.1.5 評価指標（全体可視率）

遮蔽の程度を定量的に評価するため，本研究では全体可視率 V_{global} を主指標として用いる．各フレームにおいて，各商品を単一色で描画したマスク画像を生成し，当該商品の可視画素数を $\text{vis_pixels}[N, n]$ とする．また，同一フレーム・同一姿勢において当該商品以外を非表示としたマスク画像を生成し，理想的に可視である場合の参照画素数を $\text{ref_pixels}[N, n]$ とする．

ここで，遮蔽の計算に含める遮蔽物は他の商品に限定し，かごおよびスライド板の一部による遮蔽は評価対象に含めない．全体可視率は，商品 N およびフレーム n に対して可視画素数と参照画素数を総和し，式(1)により算出する．

$$V_{\text{global}} = \frac{\sum_{N,n} \text{vis_pixels}[N,n]}{\sum_{N,n} \text{ref_pixels}[N,n]}, O_{\text{global}} = 1 - V_{\text{global}} \quad (1)$$



図 3. 商品 10 点配置の例

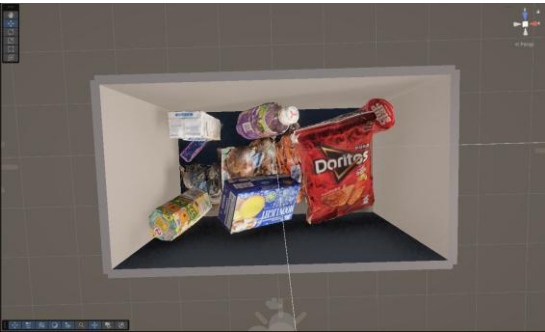


図 4. 商品 14 点配置の例



図 5. 球体配置 1 の例

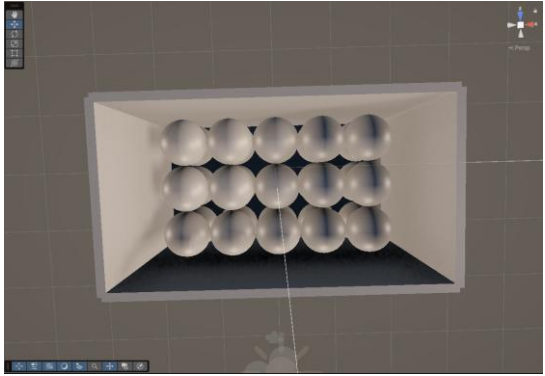


図 6. 球体配置 2 の例

本研究では、物体ごとの平均値やフレームごとの平均値を算出してから再平均する方法は用いず、上式の

表 1. 条件ごとに使用した 3D モデルの種類

オブジェクト名	商品10点配置	商品14点配置	球体配置
chipstar	○	○	
cookie	○	○	
doritos	○	○	
gumig	○	○	
gumio	○	○	
hichew	○	○	
koara	○	○	
mintia	○	○	
mitsuyag	○	○	
takenoko	○	○	
onion		○	
carrot		○	
potato		○	
almond		○	
球			○

総和比として算出する。

4.2 実験手順

各配置条件（商品 10 点，商品 14 点，球体配置 2 条件）について，開放方向（横スライド／縦スライド）と開口角度（0° ～60°，5° 刻み）を組み合わせる実験を行った．各試行は次の手順で実施した．

- 1. 初期化：かご内に所定の配置条件で物体を配置し，カメラおよび環境条件を固定する．
- 2. 開口：スライド板を作動させ，指定した開放方向と開口角度で開口部を形成する．
- 3. 取得：落下開始から落下終了までの全フレームを取得する．
- 4. 指標算出：各フレームに対してマスク画像を生成し，全体可視率を算出する．
- 5. 集計：同一条件で 10 回試行した全体可視率を集計し，開口角度と開放方向による差を比較する．

4.3 実験結果

図 7 から図 10 に，各配置条件における開口角度と全体可視率の関係を示す．以下では，配置条件ごとに得られた傾向を述べる．

4.3.1 商品 10 点配置

図 7 に示す通り，横スライドでは，開口角度の増加に伴い可視率が上昇している．ただし，可視率は角度に対して単調に変化せず，角度帯によって一時的な低下が生じる場合があった．なお縦スライドでは，可視率の変動が相対的に小さく，開口角度の影響は限定的であった．

4.3.2 商品 14 点配置

商品数を増やして密集度を高めた条件では，縦方向に積み重なる配置が増加し，落下中に前後方向の重なりが残存しやすい．図 8 に示す通り，横スライド・縦スライドのいずれにおいても，開口角度の増加による

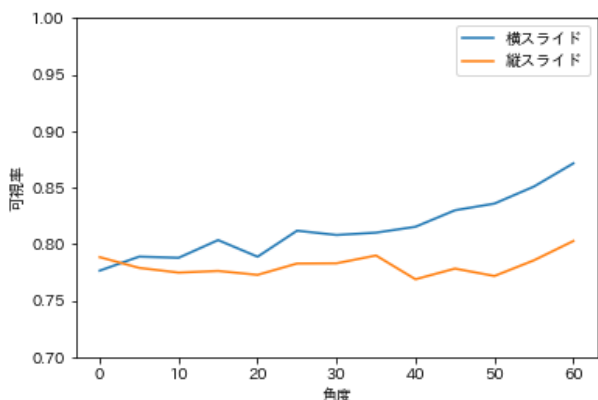


図 7. 商品 10 点配置における全体可視率の変化
(青線：横スライド，橙線：縦スライド)

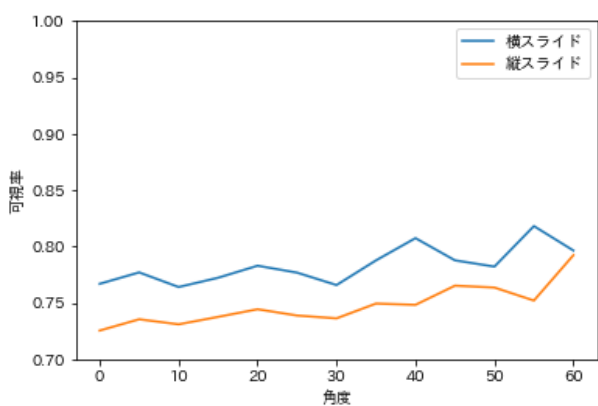


図 8. 商品 14 点配置における全体可視率の変化
(青線：横スライド，橙線：縦スライド)

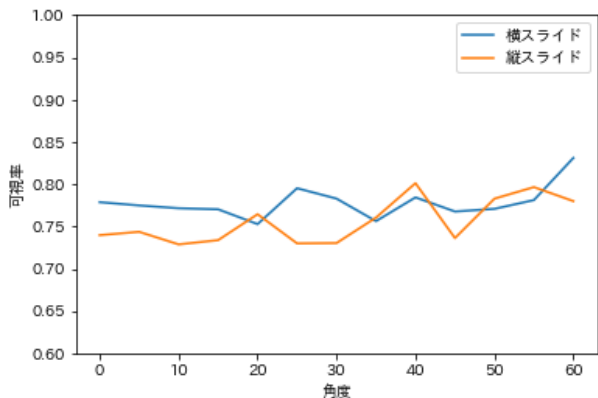


図 9. 球体配置 1 における全体可視率の変化
(青線：横スライド，橙線：縦スライド)

明確な可視率向上は確認しにくかった。すなわち，密集条件では角度調整のみで遮蔽を十分に解消できない場合がある。

4.3.3 球体配置

図 9，10 に示す通り，球体径が大きく積み重なりが強い条件では，横スライド・縦スライドともに角度調整の効果が可視率に反映されにくかった。一方，球体径が小さく積み重なりが相対的に抑制される条件では，

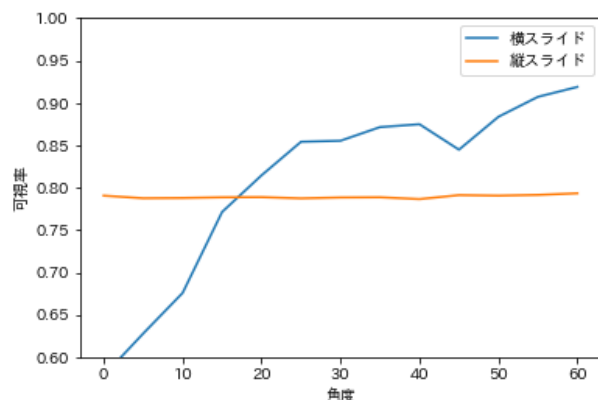


図 10. 球体配置 2 における全体可視率の変化
(青線：横スライド，橙線：縦スライド)

開口角度の増加に伴う可視率の上昇が確認された。

4.3.4 設計に関する考察

以上より，横スライドでは開口角度の調整が可視率向上に寄与する条件がある一方で，効果は配置状態に依存し，密集して縦方向に積み重なる条件では改善が限定的となる。したがって，スライド開放機構の設計では，開口角度と開放方向の組合せに加え，物体が過度に積み重なりにくい状態を誘導する追加条件として，開口形状や落下誘導なども今後の検討対象となる。

5. 考察

実験結果より，横スライドでは角度の増加により可視率が改善する条件が確認された一方で，密集度が高い条件では角度調整のみで改善が限定的であることが分かった。

横スライドで性能が改善された理由として，開口が左右方向に広がることで，落下過程において物体同士の前後方向の重なりが相対的に解消されやすくなることが考えられる。すなわち，開口部の形状・開放タイミングが，物体の流動方向と干渉し，遮蔽の構造として，どの物体がどの方向から隠れるかを変えることで可視率が上昇すると考えられる。一方，縦スライドでは角度変化に対する可視率の感度が小さく，開口角度の調整は主として「落下の開始条件」を変えるに留まり，遮蔽の支配的要因である積み重なり構造を十分に崩しにくいことが考えられる。

また，密集条件（商品 14 点配置）や球体の大径条件では，物体が縦方向に積み重なった状態が形成されやすく，落下中に相互遮蔽が残存するため，開口角度を増加させても可視率の改善が頭打ちとなったと考えられる。この結果は，「開口角度を大きくすれば常に視認性が改善する」といった単純な設計指針が成り立たないことを示しており，遮蔽を支配するのは開口角度単体ではなく，配置密度・形状・積み重なり形成確率との相互作用であることが考えられる。

以上を踏まえると、設計上は、横スライドを基本としつつ、角度調整に加えて「過度な積み重なりを誘発しない」ための追加条件（開口形状の工夫、落下誘導、内部ガイド、段階開放、軽微な攪拌等）を組み合わせることが有効と考えられる。

6. 結論

本研究は、買い物かご内で商品が密集して生じる遮蔽が画像認識型自動会計の障壁となる点に着目し、利用者の追加操作を要求しない遮蔽軽減手段として、底面スライド板の開放方向と開口角度を設計パラメータとして整理した。仮想空間における物理シミュレーションを用い、全体可視率を指標として角度条件を系統的に評価した結果、横スライドでは開口角度の増加が可視率改善に寄与する条件がある一方で、密集・積み重なりが強い条件では角度調整のみでは改善が限定的であることを示した。

今後、配置密度や物体形状に応じて積み重なりを抑制する追加設計を組み合わせ、認識器まで含めた実環境評価を通じて、自動会計の頑健化を目指す。

謝辞

本研究の一部は、科学研究費補助金 25K15077, 23K24955, 23K24843, 23K21660 の助成によって実施した。

参考文献

- [1] 株式会社帝国データバンク, “人手不足に対する企業の動向調査(2025年7月)”, 2025/08/19. URL: <https://www.tdb.co.jp/report/economic/20250819-laborshortage202507/> (参照日: 2026/01/02).
- [2] 一般社団法人全国スーパーマーケット協会, 一般社団法人日本スーパーマーケット協会, 一般社団法人オール日本スーパーマーケット協会, “年次統計調査(2025年調査: 詳細版)”, 2025.
- [3] A. Beck, "Self-Checkout in Retail: Measuring the Impact on Loss", ECR Retail Loss, 2018. URL: <https://www.ecrloss.com/research/self-checkout-research> (accessed: 2026/01/02).
- [4] GS1 US and MIT Auto-ID Laboratory, "Retail's RFID Evolution: Front-of-Store Applications", White Paper, 2023.
- [5] L. Zhu, "Economic Analysis of a Traceability System for a Two-Level Perishable Food Supply Chain", Sustainability, 9(5), 682, 2017. doi:10.3390/su9050682.
- [6] B. Santra and D. P. Mukherjee, "A Comprehensive Survey on Computer Vision Based Approaches for Automatic Identification of Products in Retail Store", Image and Vision Computing, 86, 45–63, 2019. doi:10.1016/j.imavis.2019.03.005.
- [7] K. Saleh, S. Szénási, and Z. Vámosy, "Occlusion Handling in Generic Object Detection: A Review", arXiv:2101.08845, 2021. doi:10.48550/arXiv.2101.08845.
- [8] 倉橋政也, 森本千佳子, “セルフレジの今後の発展”, 経営情報学会全国研究発表大会要旨集, 2019年秋季全国研究発表大会, pp. 175-178, 2019.
- [9] Avery Dennison Retail Branding and Information Solutions, “Avery Dennison Makes RFID Tagging on Metals and Liquids Easy and Enhances Small Tag Performance with the AD-451m5 Label and AD-318m5 Inlay and Label”, Media Backgrounder, 2013.
- [10] Y. Wei, S. Tran, S. Xu, B. Kang, and M. Springer, "Deep Learning for Retail Product Recognition: Challenges and Techniques", Computational Intelligence and Neuroscience, 8875910, 2020. doi:10.1155/2020/8875910.
- [11] X.-S. Wei, J. Cui, Y. Yang, et al., "RPC: A Large-Scale Retail Product Checkout Dataset", arXiv:1901.07249, 2019. doi:10.48550/arXiv.1901.07249.
- [12] P. Follmann, T. Böttger, P. Härtinger, R. König, and M. Ulrich, "MVTec D2S: Densely Segmented Supermarket Dataset", arXiv:1804.08292, 2018. doi:10.48550/arXiv.1804.08292.
- [13] A. Kabadayi, S. Velipasalar, and J. Chen, "PRISM: Product Retrieval In Shopping Carts using Hybrid Matching", arXiv:2509.14985, 2025. doi:10.48550/arXiv.2509.14985.
- [14] K. Man and J. Chahl, "A Review of Synthetic Image Data and Its Use in Computer Vision", Journal of Imaging, 8(11), 310, 2022. doi:10.3390/jimaging8110310.
- [15] R. Bajcsy, Y. Aloimonos, and J. K. Tsotsos, "Revisiting Active Perception", Autonomous Robots, 42, 177–196, 2018. doi:10.1007/s10514-017-9615-3.