

# 個人情報の扱いに配慮した画像解析システム事例

中 村 一 茂、吉 田 隆 史

**要 約** AI化、IoT化が進む中、センサーによるデータの取得だけでなく、カメラ画像がデータ収集のソースとして重要度を増してきている。IPカメラの普及により画像解析技術の需要も増えることが予想される。一方、画像を扱うシステムについては個人情報を含む場合が多く存在し、様々な個人情報保護の取り組みを行うことが必要である。

日本ユニシスは、個人情報取り扱いに配慮したうえでカメラ画像を利活用するために、クラウドへのデータ送信前に画像を解析・加工して個人情報を除去するシステムを構築した。事例には人流解析や駐車場満空情報、タクシー待機台数検知等がある。課題は、カメラ側の画像処理能力と画像の情報量のバランス、そして機械学習のコストである。

## 1 はじめに

AI化、IoT化が進む中、画像解析技術は様々なシステムで利活用されている。例えば、カメラから取得した画像を常に人が監視する運用は負荷が非常に高いが、人物検知や画像差異検出の技術を応用することで監視負荷を軽減できる。また、センサーを多数設置することにより実現していたモニタリングを、カメラ画像を解析するシステムに置き換えることでコストを抑えることもできる。このように、画像はデータ収集の重要なソースとなりつつあり、多くの企業がその解析技術の活用に取り組んでいる。

2020年オリンピック・パラリンピックに向けネットワークカメラを中心にカメラ市場は大きく成長することが予想されており<sup>[1]</sup>、それに伴いネットワークカメラと画像解析技術を併せたシステムの需要が増えることが予想される。一方、カメラで取得する画像には個人情報が含まれる可能性が高いため、個人情報の保護は、それを取り扱うシステムにおいて重要な要件である。特に、クラウドなどサーバーサイドに画像を保存する場合は個人情報漏洩のリスクを伴うため、その扱いについて十分な対応をとる必要がある。

本稿は、日本ユニシスが取り組んできた画像解析技術の適用事例のうち、個人を特定する目的（防犯カメラなど）以外の目的でデータを利活用する事例を対象に記述する。2章で画像解析における個人情報への一般的な配慮、3章で4件の適用事例、4章で課題を述べる。カメラ画像を扱う上で、どのように個人情報に配慮したうえで目的を達成したかを理解いただくと幸いである。

以降、動画・静止画を含むデジタル画像のことを「画像」と表現する。また、データを取得、蓄積、活用するための技術的手法や構成を中心に記述し、個人情報取り扱いにおける周知運用などは対象としない\*1。

## 2 個人情報に配慮した画像解析環境

AIやIoTの分野では、データを取得するセンサーの管理やデータの簡易処理を行うエッジコンピュータと呼ばれる小型コンピュータを経由し、データをサーバーサイドに送信する構成

が一般的である。サーバーサイドでは受け取ったデータの蓄積や分析、活用するためのデータ解析を行う。最近では、コストやパフォーマンスの観点から、サーバーサイド処理をオンプレミス環境ではなくクラウド環境上で行うことも多い。しかし、クラウド環境はオンプレミス環境に比べて利用者が対応できるセキュリティ対策が限定されてしまうため、個人情報をクラウド環境上に蓄積することは好まれないことが多い。

画像解析を活用したシステムにおいても、画像に個人の顔などが映りこむとその画像は個人情報に当たるとみなされる。日本ユニシスではこの点を考慮し、画像解析システムにおいてはエッジコンピュータで画像解析を行い、個人情報を除去したメタデータのみをクラウド環境に蓄積する、図1に示すような構成を基本としている。

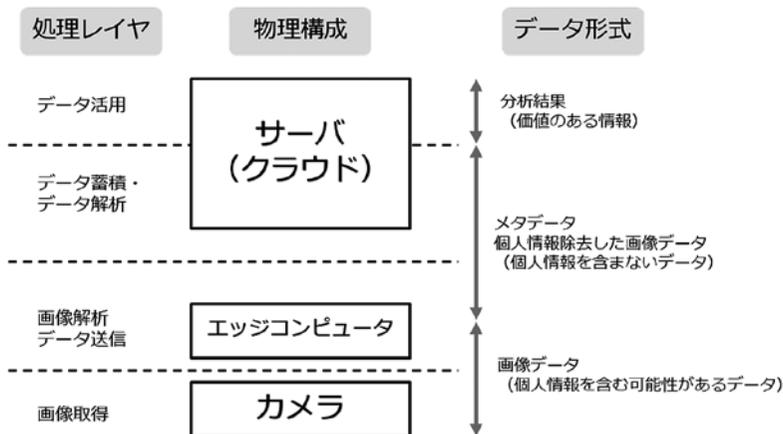


図1 画像解析システムの処理レイヤ、物理構成、データ形式

図1最下段の画像取得レイヤではカメラから画像を取得する。この時点では画像データは人の映り込みなどにより個人情報を含む可能性がある。画像解析レイヤではカメラの近くに配置したエッジコンピュータにおいて解析処理を行い、画像の変換やメタデータの作成を行う。このとき元の画像は破棄し、個人情報を除去した画像データや作成したメタデータのみをクラウドに送信する。クラウドでは、データ蓄積・データ解析を行い、解析したデータから有益な結果を導き出し、各分野で活用していく。

重要なのは、個人情報を含んだデータをクラウドに送信しないことにある。総務省が公表している「カメラ画像利活用ガイドブック」<sup>[2]</sup>に従えば、個人情報を含むデータは個人情報保護法に基づいて適切に管理する必要があり、個人情報を含むデータと比べて保守・運用コストが上がることになる。

### 3 日本ユニシスの画像解析技術活用事例

本章では、日本ユニシスが取り組んだ、画像解析技術を活用した案件を記述する。いずれも、個人情報保護の観点からサーバーサイド (クラウド) に個人情報を送信・蓄積しない構成としている。

### 3.1 人流解析サービス (JINRYU™)

「人流解析サービス (JINRYU™)」は、日本ユニシスが提供する SaaS 型のサービスである。カメラに併設するエッジコンピュータ上で、撮影された画像の人物の上半身や顔を解析し、その人物の画像内の位置 (座標) データ、顔から推定した年齢・性別などのメタデータをクラウド環境に送信し、蓄積する (図2)。本システムでは画像をエッジコンピュータにてデータに変換し、カメラ画像は破棄するため、個人情報をクラウド環境に送信しない。よって、クラウド環境での個人情報漏洩は発生しない。また、画像をそのままサーバに送信する仕組みに比べ、メタデータのみを送信するため狭いネットワーク帯域での通信が可能であり、LTE 回線などのモバイル通信でも充分に対応できる。

サービスの基本機能としては、設定したラインを通過した人数を分析する「人数カウント機能」、カメラ画像に写った人の顔から年齢・性別を推定する「属性推定機能」、行列など一定のエリアに人が滞留したことを検知する「滞留検知機能」を提供している。クラウド環境に蓄積するメタデータは画像フレームごとに解析した人物位置データであるため、基本機能で提供する要件以外についても用途に応じてクラウド側で人物の動線解析を柔軟に行うことができる。

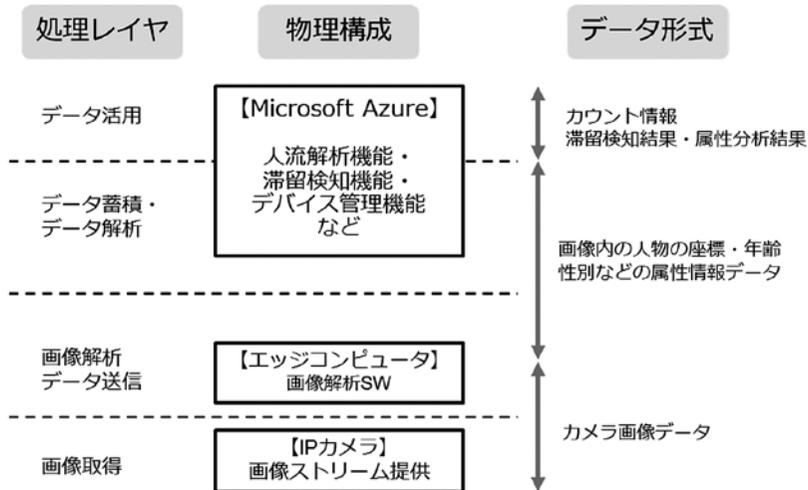


図2 人流解析サービス (JINRYU™) 構成

### 3.2 駐車場満空情報認識

前節の人流解析サービスは、カメラ画像の人物の情報をメタデータ化することで人の流れを分析するサービスであるが、カメラ画像内の車両についても同様の要望が多い。駐車場の満空情報認識は、センサーを利用したシステムがショッピングモールの駐車場などで実用化されているが、車両駐車スペースごとにセンサーをつける必要があるため初期コストがかかる。また、新設の駐車場であればセンサー設置を考慮して施工できるが、既存駐車場に設置するには改修工事の期間やコストに関するハードルが高い。

対して画像解析を使った駐車場の満空情報認識は、カメラの画角調整や駐車場の広さによるカメラ台数の考慮は必要であるものの、1台のカメラでカバーできる駐車スペースが多くコストを抑えやすい。また後からカメラを設置することは、センサーの設置と比較して容易であるため、既設の駐車場に設置する際のハードルが格段に低い。この画像解析の仕組みは深層学習

の一種であるCNN (Convolution Neural Network) を使い、駐車スペースが「駐車状態」と「空車状態」のどちらであるかを判定することで実現した。

駐車場満空情報認識は、カメラからの画像取得と画像解析によるデータ取得までの実証実験を実施した(図3)。駐車場満空情報認識をシステム化する場合は、他のシステムと同様、取得した画像をエッジコンピュータにおいてメタデータに変換することで、カメラ画像に個人情報(情報が映りこんだとしてもその画像はクラウドに送信しない構成をとることが可能である。

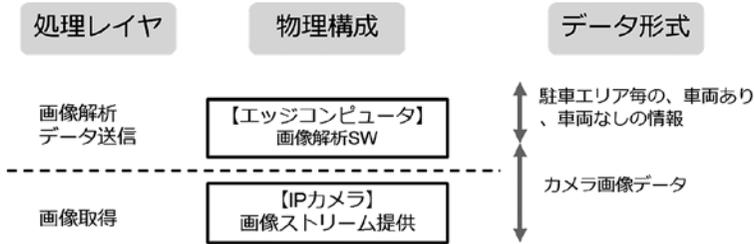


図3 駐車場満空情報認識実証実験構成

### 3.3 タクシー待機場の車両台数認識システム

駐車場満空情報認識と類似しているが、日本ユニシスは、タクシー待機場に待機している車両台数を把握し、利用者に伝えるシステムを構築した(図4)。駐車場満空情報認識では駐車場内での駐車スペースの位置が決まっているため、固定カメラで画角の特定領域を駐車スペースごとに区分して各々の駐車状態を認識することが容易であった。しかし、タクシー待機場など、車両の位置が特定できないケースでは、車両台数をカウントするためにはカメラ画像内から車だけを検出する必要がある。一般的に、画像内の「状態の認識」よりも「オブジェクトの検出」のほうが処理に負荷がかかる。

このような「オブジェクトの検出」処理については、2017年時点で物体検出用のニューラルネットワークが公開されており、車両台数情報が活用できる現実的な時間内(10秒以内)に特定の物体を高精度で検出することが可能となっている。さらに、クラウドなどの膨大なり

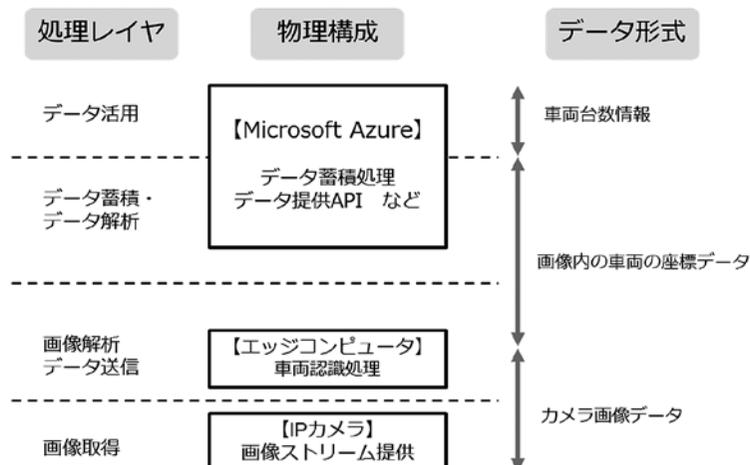


図4 タクシー待機場の車両台数認識システム構成

ソースを使用しなくともエッジコンピュータ内で処理できるため、カメラ画像をクラウドに送信する必要がない。このタクシー待機場での車両台数認識システムは、人流解析サービスと組み合わせて導入することで、車両台数とタクシー待ち人数の情報を提供している。

### 3.4 直売所販売支援サービス

本章で紹介した事例では、エッジコンピュータにおいて画像からメタデータを生成し、クラウドに送信することで個人情報を外部に送信しない構成をとった。しかし、画像そのものをユーザに閲覧させたいという要望もある。例えば日本ユニシスは、野菜直売所の店頭在庫状況を農家の方が閲覧し、品切れによる販売機会損失防止を図るシステムを構築した。このような画像送信を伴うシステムの場合、直売所の顧客をはじめとした不特定多数の人物が画像内に映りこむ可能性がある。本システムでは画像をメタデータ化するのではなく、画像に映りこむ人物（正確には動体）を除去する仕組みを実装することで、この課題を解決した。

この動体除去の仕組みは、カメラの長時間露光に似ている。一定期間連続した画像1コマ1コマを、透明度をつけて連続して1枚の静止画像に重ね合わせることで、画像が変化しない部分は濃く残り、変化する部分（動く人など）は薄く残る静止画像をエッジコンピュータ上で作成する（図5）。結果として人物は除去され、棚や野菜が残る静止画像が生成できる。この技術を活用することで、個人情報を除去した上で売り場の在庫状況を画像として農家の方に提示することに成功した。

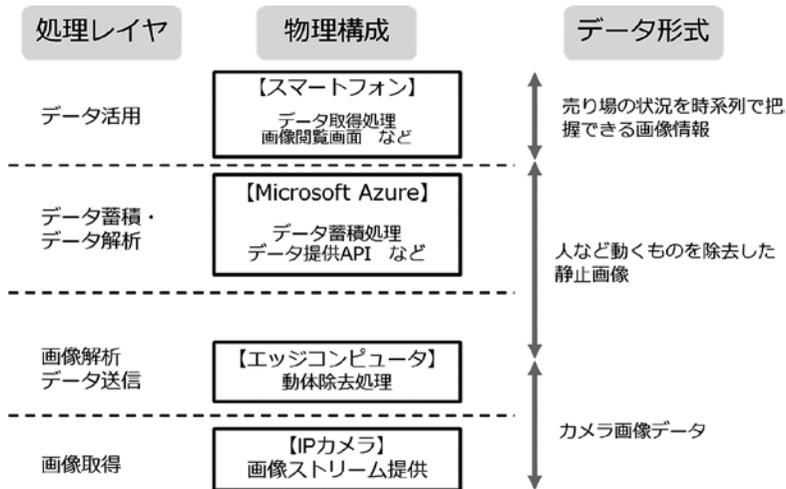


図5 直売所販売支援サービスシステム構成

## 4 画像解析技術案件適用の課題

前章では、日本ユニシスが取り組んできた画像解析システムの事例と活用した技術および構成について記述した。本章ではその中で直面した課題について記述する。

### 4.1 エッジコンピュータの処理能力

一般的に画像解析は非常に多くの計算処理を行うため、エッジコンピュータ上で画像解析処理をするには強力な処理能力を持ったハードウェアを採用する必要がある。昨今CPUの性能

が向上しているとはいえ、画像処理を行い、その結果をリアルタイムに利用者にフィードバックするようなシステムを構築することはコストの面で困難である。また、CNNなどの深層学習を用いた技術では、より多くの処理能力が必要となる。

このような処理を行うためGPUを搭載したハードウェアを採用することで処理スピードを向上させる方法も考えられるが、演算処理能力が高いGPUは高価であり、投資コストと得られる効果を十分に検討する必要がある。

#### 4.2 カメラ設置・設定条件

画像解析技術は「カメラに映っている画像」から情報を取得する技術である。よってカメラに映らないものや、映っても条件が悪い画像に関しては期待する情報が得られない。画像解析処理の精度向上には、カメラの設置画角の工夫が非常に重要である。また、画像の明るさやフォーカスなどの撮影条件も解析精度に大きな影響を与えるため、屋外等の光量が変わるような場所は注意しなければならない。

カメラから取得する画像の解像度が高いほど多くの情報を取得できるが、それにともない画像解析に必要な処理能力が増大し、処理時間も長くなる。例えば情報量が多いフルHD解像度の画像を解析すれば、メタデータの量も多く得られ、解析精度の向上が期待できるが、処理に時間がかかり、解析結果をリアルタイムに出力することは難しくなる。

画像解析の目的と利用シナリオに応じたカメラ画像設定、ハードウェア設計、解析手法を選択する技術ノウハウは、日本ユニシスの案件の中で蓄積を継続している。

#### 4.3 機械学習のための学習コスト

機械学習を用いた画像解析は、目的によっては非常に高い精度で実現できる。しかし、その仕組み上、膨大な学習用画像をもとに学習を行い、その解析対象を判別するための「辞書」を作成する必要がある。

人や車両などの一般的な物体については、画像解析関連コンペティションで公開しているテストデータなど、学習用画像や学習済み辞書が容易に入手できる（有名なものでは「VOC2012」<sup>\*2</sup>などがある）。しかし、学習用画像や学習済み辞書が入手できない物体を解析対象とする場合は、その対象の学習用画像を自前で用意する必要がある。3.2節で述べた駐車場満空情報認識では「駐車状態」と「空車状態」を判別するための2種類合わせて約10000枚の学習用画像を準備した。この場合の正解率は99.7%であったが、学習用画像が1000枚程度の場合の正解率は80～90%程度であった。つまり、解析精度を上げるためにはなるべく多くの学習用画像を準備する必要がある。さらに、準備した学習用画像に対し「それが何なのか」を表すラベリングを付与する作業が必要であるため、非常に多くの時間とコストを要する。

昨今では「半教師あり学習」や「教師なし学習」と呼ばれる少ない教師データと大量の教師なしデータから効率的に学習する方法などの研究も進んできており、それらの技術を活用することで、学習用画像準備の負荷を軽減できる可能性がある。日本ユニシスでも少ない学習用画像から共通した特徴を抽出し、それを基に新しく学習用画像を作る研究を進めている。

## 5 おわりに

画像解析技術は日々進歩しており、データ取得のための手段として重要度を増している。そ

の技術の中には、一般に公開されているものも多数存在し、誰もが比較的容易に実装することができる。また、その解析処理をエッジコンピュータ上で実施し、クラウド環境に個人情報を送信しないことで、個人情報に配慮したシステムを構築することができる。

とはいえ、現在画像解析することが難しい領域も多く存在する。例えば、人物挙動の正確な検知（もののピックアップ動作、視線のトレースなど）については、まだまだ実用レベルに達するには課題が多く、顧客の要望を満たすことができないケースも散見される。

画像解析技術を活用したビジネスを創出するためには、自社で研究している技術領域の活用もさることながら、汎用的な技術や他社ベンダーの技術を活用することで迅速な開発を行うことも非常に重要である。

今後も、画像解析技術の進歩と、その処理を実現できるハードウェアの動向を注視し、画像解析関連システムへの活用を継続的に進めていく。

- 
- \* 1 カメラ設置における周知については、参考文献 [2] IoT 推進コンソーシアム「カメラ画像利活用ガイドブック」を参照のこと。
  - \* 2 <http://host.robots.ox.ac.uk/pascal/VOC/voc2012/>

- 参考文献** [1] 「2016年度版ネットワークカメラ/VCA 画像解析システム市場」, ビジュアル・コミュニケーション調査シリーズ, 矢野経済研究所, 2016年9月
- [2] 「カメラ画像利活用ガイドブック」, IoT 推進コンソーシアム・総務省・経済産業省, 2017年1月  
<http://www.meti.go.jp/press/2016/01/20170131002/20170131002-1.pdf>

※注釈と参考文献に挙げた URL のリンク先は、2018年1月30日時点での存在を確認。

**執筆者紹介** 中村 一 茂 (Kazushige Nakamura)

2004年日本ユニシス(株)入社。オープン勘定系基盤を始めとし、様々な業務領域のインフラ設計を担当。インフラ領域、サーバ仮想化、クライアント仮想化案件に従事し、2016年よりIoT基盤技術部に配属。現在に至る。



吉田 隆 史 (Takashi Yoshida)

2008年日本ユニシス(株)入社。Hadoop、Cassandra等のビッグデータ処理基盤の適用支援を担当。その後、Java系大規模案件に従事し、2016年よりIoT基盤技術部に配属。現在に至る。

