

製品紹介

ディープラーニングを用いた 人物検知システムの開発

藤沼 肇* 藤沼 亮太* 向井 友則*
北條 義勝** 喜多 将一***

Development of Human Detection System Using Deep Learning

*Hajime Fujinuma, Ryota Fujinuma, Tomonori Mukai,
Yoshikatsu Hojo and Shoichi Kita*

当社では、2021年からサーマルカメラを用いた人物検知システムの開発に取り組んでいる。既に開発済の「船舶検知システム」「鳥検知システム」に続き、不法侵入者の監視自動化に取り組み、システムの多様化を検討した。

本稿では、当社独自のカメラ制御監視ソフトウェア DK-iCam® での画像解析及びディープラーニング構築方法や、サーマルカメラ部とカラーカメラ部を備えた2眼式サーマルカメラによる人物検知と不法侵入者の区別方法について紹介する。

なお、DK-iCam® は当社独自のカメラ制御監視ソフトウェアにて所有している登録商標(商標登録第 6684299 号、第 6684301 号)である。(図 1, 以下, iCam)

Since 2021, a human detection system using a thermal camera has been developed. Following the "vessel detection system" and the "bird detection system" development, an automated monitoring of illegal intruders and diversification of the system have been studied.

In this paper, a method of building image analysis and deep learning using our unique camera control and monitoring software DK-iCam®, and a method of detecting people and distinguishing illegal intruders using a twin-lens thermal camera equipped with a thermal camera unit and a color camera unit are introduced.

DK-iCam® is a registered trademark (No. 6684299, No. 6684301) obtained for our own camera control and monitoring software. ((Figure 1, hereinafter iCam)

1. はじめに

自社の監視システムを顧客に提供する中で、「施設への不法侵入に対する対策は出来ないか?」という問い合わせが多くあった。工場や民間人の立ち入りが禁止されている施設などで、夜間の不法侵入による盗難被害が発生している現状を踏まえて、iCamに人物検知及び不法侵入者を区別できる仕組みを構築した。昨今の人手不足により、監視者がシステムに常駐するケースが少なくなったことで、監視の自動化を加速して検討する必要がある。



図 1 DK-iCam®

* 機器統括部 移動通信技術開発部
** 営業統括部 ソリューション営業部
*** 営業統括部 広島支店

2. 概要

人物検知システムの基本構成を図2に示す。当社の2眼式サーマルカメラ及びカメラ接続箱を監視対象付近に設置し、カメラ接続箱内にiCamを搭載したカメラ制御装置とLTE^{*1}ルータを設ける。このiCamに人工知能の学習モデルを構築し、監視と検知を融合する仕組みとなる。

LTEルータはセキュリティを確保したVPN^{*2}接続を行い、遠隔地は場所を問わず、自治体の既設防災卓やタブレット端末でも監視が可能となる。

カメラ拠点を従来のシステムよりコンパクトな設計することで、自動化を行いたい場所へ可搬することもできる自由度を設けた。



図2 人物検知システムの基本構成

3. ソフトウェア iCam による人物検知方法

3.1 当社システムの特徴

一般的なシステムでもカメラによる動体検知(Motion detection^{*3})が数多くリリースされている。その多くがカメラ本体にその機能を有しており、OpenCV^{*4}という技術を用いている。

このような技術を活用したCCTV^{*5}カメラは多

*1 LTE: モバイル端末の通信方式。国際電気通信連合で4Gと称されている。

*2 VPN: 物理的に離れた拠点間ネットワークを仮想化してデータ通信を行う仕組み。

*3 Motion detection: 映像の変化から動体を検知する機能のこと。

*4 OpenCV: インテル®が開発した画像処理に特化したオープンソースライブラリのこと。

*5 CCTV: 放送分野以外でのテレビ技術応用/閉回路テレビジョンの総称。

いが、当社のシステムにおいてはサーマルカメラを使用することで、明かりがない完全な暗闇の中においても、映像をクリアに検出することが出来る。また、OpenCVとディープラーニングを併用した技術により、高精度な検知プログラムを構築している。

3.2 サーマルカメラ映像によるディープラーニングの構築

サーマルカメラによる人物検知を行うため、必要とされる人物の画像を収集した。人物以外の動体(車両、鳥など)を誤検知しないように、様々な大きさや方向から人物を撮影し、人物とそれ以外のモデル学習を実施した。

サーマルカメラの映像では、気温や風雨などで映像に多少の不明瞭な部分が発生するため、収集した画像にはノイズの追加や色彩の変更も施して学習させた。ディープラーニングには、船舶検知の際に使用したVGG16というCNN^{*6}を元にチューニングを行った(図3)。

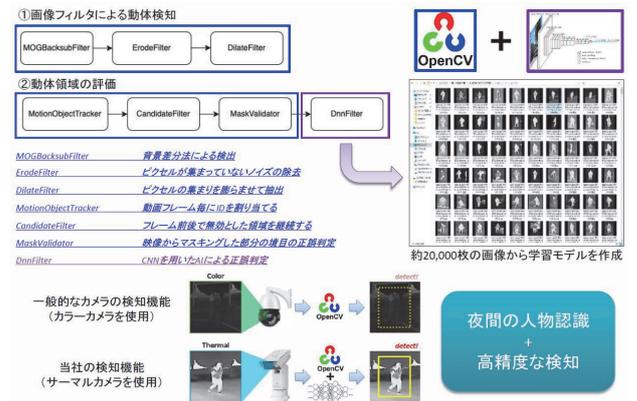


図3 当社検知システムの特徴とAI構築方法

3.3 カラーカメラ映像による不法侵入者の区別

施設関係者と不法侵入者を区別する方法については、サーマルカメラの映像で人物検知をしたのちに、カラーカメラの映像で近赤外線ライト(IR^{*7})の発光有無により判別する方式とした。近赤外線ライトは波長が730nmから920nmのものを使用する。肉眼では発光状態を目視することはできない。しかし、カラーカメラの光学センサー越しには、光源を撮像

*6 CNN: 畳み込みニューラルネットワークという機械学習の手法のひとつ。

*7 Infrared: 可視光の赤色より波長が長い光(赤外線)のこと。

することが出来る。この現象を利用して、施設関係者に手持ちの近赤外線ライトを所持してもらい、その光源がカラーカメラで撮像された場合には、アラーム発報しない。その逆として、近赤外線ライトを所持していない不法侵入者を撮像した場合は、アラーム発報する仕組みを構築した。

また、サーマルカメラで人物検知した範囲の座標を、カラーカメラの映像で近赤外線ライトの座標を合わせる。検知した人物を中心とした一定の範囲を設定して近赤外線ライトの光源を検知することで、不要な誤検知を防ぎ、精度の高い不法侵入者の区別が可能となる(図4)。

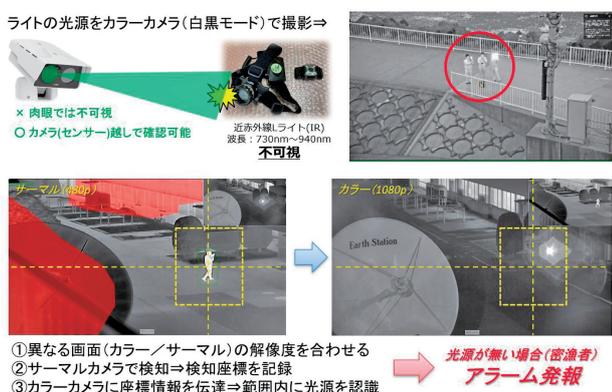


図4 近赤外線ライトを用いた判定方法

3.4 近赤外線ライトの課題

近赤外線ライトは、850nm 及び 940nm の波長のものが投光器として市場に販売されている。しかし、民生品の近赤外線ライトは、50m 程度の近距離で照射するものが多く、それ以上の距離で使用出来るか不明確である。

また、施設関係者に近赤外線ライトを所持させることになると、常にカメラに対して光源を向けておく必要がある。最適な状態としては、光源を拡散できる近赤外線ライトを施設関係者の腰などに付けてもらい、どの方向からも検知可能とすることが、今後の課題となる。

4. 人物検知精度検証と改善

4.1 鹿沼工場での検証

サーマルカメラによる人物検知の精度を検証するため、当社鹿沼工場の屋上にカメラを設置し、駐車場を通行する社員の検知を実施した。一定の時刻で

通行した社員の人数を目視で数え、ソフトウェアで検知した人数と照らし合わせて検知率を求めた。

2021年2月22日に行った検証では、通行人数183人に対して人物未検知が9人程生じた。人物検知率としては95%という数値であったが、人物以外に車両を48回誤検知しており、総合的な検知率は78%に留まった(図5)。その後、人物画像をより多く集めてモデルの再学習を行ったが、思うように検知率が上がることがなかった。



図5 鹿沼工場での検知精度検証(1回目)

4.2 人物判定に伴うフィルタの追加と再検証

このような結果から、OpenCVを使った動体検知の部分にフィルタを追加した。ディープラーニングの判定前にある程度の篩をかけることで、AI判定時に不要な動体の除外を行う。

人物の画像は、基本縦横の比率が1対1(正方形)にはならないと仮定し、縦が大きくなることを前提とした。また、縦比率が長すぎる物体も一定値より高い値を除外し、人間に近い比率を設定した。サーマル映像で1pixel以下の動体は人物と見なさないことで、車両以外の小さな動体(鳥や昆虫類、遠距離の熱源)も検知対象から外すこととした。

その結果、別日(2021年3月11日)で撮影した実験では、通行人数183人に対し人物未検知が6人で人物検知率は96%、車両誤検知は2回と大きく改善し、総合的な検知率でも95%以上という結果が得られた。

このように、人物検知を行う際にはAIの精度だけでは足りない不確定要素が存在することが判った。実際にシステムを構築する場合は、実環境に合わせた画像の取得やモデル学習が必要となり、現場の環境を把握して提案を行うことが重要と考えられる(図6、図7)。

