

## 深層学習を用いた大型車両用タイヤの傷検出

## Detection of Tire Damage for Large Vehicles Using Deep Learning

田代 艶和<sup>†</sup>      坂本 一磨<sup>†</sup>      上田芳弘<sup>†</sup>      五十川勇太<sup>‡</sup>      山川泰翔<sup>‡</sup>  
 Etsuto Tashiro      Kazuma Sakamoto      Yoshihiro Ueda      Yuta Isokawa      Hiroto Yamakawa

## 1. はじめに

現在、持続的な開発についての関心が世界中で高まっており、限られた資源を無駄なく利用することに合わせて、少子高齢化による人手不足の問題から、作業の効率化が求められている。タイヤ関連機械メーカーでは、使用済み大型車両用タイヤの再利用を目的としてタイヤを回収し、廃棄するもの、表面を張り替え再生するもの、またはそのまま利用するものの3パターンに分類を行っている。現状の作業では、作業員がタイヤの製造年月、及び傷の大きさや深さを目視によって確認し、使用済みタイヤを分類している。本研究では、深層学習を用いて、この作業を自動化し、作業者の負担軽減や業務効率の向上を目的とする。既存研究[1]では、X線画像を用いてタイヤのひび割れを96.8%の高精度で、リアルタイム検出することが達成されている。しかし、X線画像を用意しなければならないという課題がある。本研究では、一般的なカメラ画像を使用した、高精度で高速なシステムの構築を目的とする。

## 2. 現状の作業

共同研究を行っているタイヤ関連機械メーカーでは、図1のような工程で作業が行われている。まず、大型車両からタイヤを外し、車両のタイヤ接続部の清掃やオイル塗布を行う。その後、別のタイヤと交換し、取付を行う。一方、外されたタイヤは、別の作業員によって、エア抜き、目視で傷の検査、ゴム層を外して内側の傷の検査、ゴム層の取付、エア入れなどの工程を経る。検査の際は、タイヤの状態によって、そのまま利用するか、再検査を行うかに分類される。再検査にまわされたタイヤは、熟練の技術者によるタイヤ側面の刻印からの製造年月の読み取り、目視による傷の確認、ドライバーなどを用いた傷の深さの確認を経て、再生工場へ送るかどうかが判断される。この作業では、一日200本から400本のタイヤが対象となり、作業員にとって、かなりの負担となっている。再生工場に送られたタイヤは、再び目視や手作業による検査が行われ、その後、音波による内部の検査を経て、再生するか、砕いてチップにして燃料などに用いるかに分類される。本研究では、この作業の内、目視での傷の確認による状態判断を対象に実験を行う。また、現在は工場へと送るタイヤの内、工場での検査で異常と判断される物は10%未満である。したがって本研究では、この値を精度目標とする。

<sup>†</sup> 公立小松大学      Komatsu University

<sup>‡</sup> 元公立小松大学      Formerly at Komatsu University

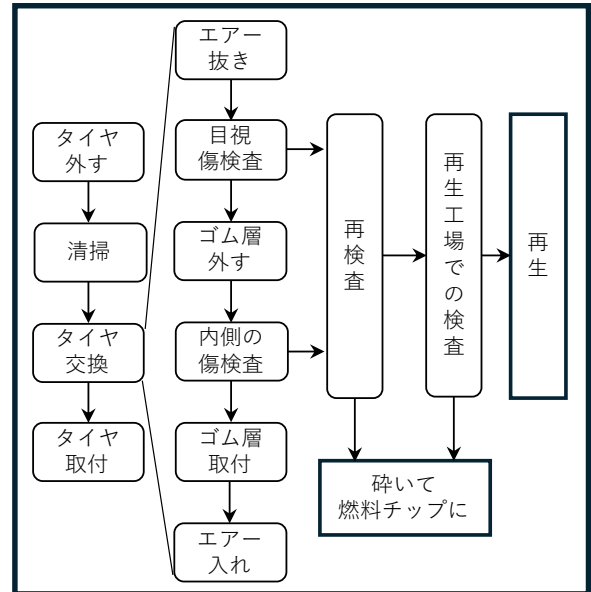


図1 現状のタイヤ交換作業工程フロー

## 3. 使用手法

今回は、YOLOX[2]とFaster R-CNN[3]の2種類の物体検出モデルを用いて実験を行った。

## 3.1 YOLOX

YOLOXは、リアルタイム物体検出モデルであるYOLOシリーズの一つである。YOLOは、「You Only Look Once」の頭文字をとって名付けられ、その名の通り画像を一度読み込むだけで推論を行っているため、非常に高速な検出が可能である。YOLOXでは、アンカーフリー、Multi Positives, SimOTAを導入したことで、それまでのYOLOシリーズと比べ、精度や運用のしやすさが向上した。また、ライセンスが他のYOLOシリーズとは違い、Apache-2.0 licenseとなっている。本研究では、リアルタイム性と商用利用可能性に着目し、このモデルを選択した。

## 3.2 Faster R-CNN

Faster R-CNNは、物体検出モデルであり、CNNをベースとしたR-CNNに様々な改良を重ね速度や精度が向上したモデルである。R-CNNは、物体が写っている可能性が高い領域のみ注目し物体検出を行っている。そして、Faster R-CNNでは、RPNを導入したことで、それまでのR-CNNシリーズと比べ速度と精度の向上を達成した。

#### 4. 実験方法

タイヤの正面が写る位置にカメラを設置し、タイヤを6rpmの速度で回転させ、動画を撮影する。そして、動画をフレームごとに分割し、画像内の傷にラベルをつける。今回用いたカメラは、iPhone14 Proであり、1080p-240fpsで撮影を行った。タイヤ10本を撮影して、画像を左右反転させるデータ拡張を行い、傷の箇所を四角形で囲み「damage」とラベル付けを行う。学習データは82枚、テストデータは16枚である。これらの画像で、物体検出モデルのファインチューニングを行い、傷の検出を行う。また、画像には、図2に示すとおり、タイヤが広く写っている引きの画像(a)と、接写画像(b)が含まれる。本研究では、精度が低下する原因であると考えられる引きの画像をテストデータから取り除き、テストデータを9枚に変更した場合について、再度同じ学習データを用いて実験を行った。

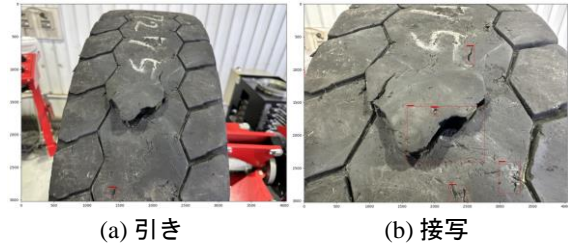


図2 撮影したタイヤ画像例

#### 5. 結果・考察

YOLOX と Faster R-CNN の検出結果を表1に示す。YOLOXでは、正解率0.325、再現率0.373、適合率0.714、F値0.490であった。Faster R-CNNでは、正解率0.590、再現率0.687、適合率0.807、F値0.742であった。異常検知においては、異常物が紛れ混んでいないかの安全性が最も重要であるため、網掛け部分の再現率に着目すると、YOLOXでは、37.3%、Faster R-CNNでは68.7%と低い精度であった。速度面においては、YOLOXではリアルタイムでの傷の認識が可能であった。それに対し、Faster R-CNNでは、一枚につき数秒の時間が掛かった。

傷の検出の失敗は、タイヤが広く写った場合に多く見られたため、それら引きの画像を取り除き再度実験を行った。その結果を表2に示す。YOLOXでは、正解率0.380、再現率0.432、適合率0.760、F値0.551であった。Faster R-CNNでは、正解率0.792、再現率0.955、適合率0.824、F値0.884であった。再現率に着目すると、YOLOXは43.2%と、引きの画像も含めた場合と比較すると増加したが低い精度であった。

一方で、Faster R-CNNの再現率は95.5%であり、高精度で傷の検出ができたといえる。そのため、高精度な傷の検出には、カメラを傷が大きく写る位置に設置することが重要であると考えられる。また、今回は画像一枚中の傷の検出において、表1と表2に示す結果を得られたが、実際の運用においては、タイヤ一本中に異常があるかないかを判断するため、さらに高精度な結果が見込まれる。

#### 6. 終わりに

本研究では、YOLOX と Faster R-CNN の二つのモデルを用いて、一般的なカメラ画像から、タイヤ表面の傷の検出ができるか実験を行った。YOLOXではリアルタイムでの検出可能性を確認し、Faster R-CNNでは高精度での傷の検出を確認した。課題として、YOLOXでは、精度の低さ、Faster R-CNNでは速度といったそれぞれのモデルの欠点が挙げられる。また、今後の展開として、作業現場における実証実験や、傷の種類ごとのラベルの変更、別のモデルを用いた実験などが挙げられる。その後は、AIによる代替が可能だと考えられる別の作業においても研

表1 実験結果

	YOLOX	Faster R-CNN
正解率	0.325	0.590
再現率	0.373	0.687
適合率	0.714	0.807
F 値	0.490	0.742

表2 引きの画像を抜いた実験結果

	YOLOX	Faster R-CNN
正解率	0.380	0.792
再現率	0.432	0.955
適合率	0.760	0.824
F 値	0.551	0.884

究を行う。例えば、光学的文字認識(OCR)を用いて、タイヤの製造年月の刻印読み取りの作業を自動化し、タイヤの再利用可能性の判断に活かす予定である。

#### 謝辞

本研究の遂行にあたり、小野谷機工株式会社の各氏にご意見を賜り、多大なるご協力を賜りました。ここに記して深く感謝の意を表する。

#### 参考文献

- [1] Qidan Zhu, Xiaotian Ai, The Defect Detection Algorithm for Tire X-Ray Images Based on Deep Learning, IEEE 3rd International Conference on Image, Vision and Computing (ICIVC), pp.138-142, (2018)
- [2] Zheng Ge, Songtao Liu, Feng Wang, Zeming Li, Jian Sun, YOLOX: Exceeding YOLO Series in 2021, arXiv preprint arXiv:2107.08430, (2021)
- [3] Shaoqing Ren, Kaiming He, Ross Girshick, Jian Sun, Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks, arXiv:1506.01497, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.39, pp.1137-1149, (2015)