



توسعه سامانه بینایی ماشین برای ردیابی حرکت تسمه سفت کن سامانه زمان بندی موتور بر پایه شبکه عصبی عمیق

علیرضا حسینی^۱، سید اشکان موسویان^{۲*}، سعید جوان^۳، شهریار برادران شکوهی^۴

^۱ دانشجوی کارشناسی، دانشکده مهندسی برق دانشگاه علم و صنعت، تهران، ایران، alireza_hosseini96@elec.iust.ac.ir

^۲ استادیار، گروه مهندسی کشاورزی دانشگاه فنی و حرفه‌ای، تهران، ایران، a_moosavian@tvu.ac.ir

^۳ رئیس اداره آزمون شرکت تحقیق، طراحی و تولید موتور ایران خودرو (اییکو)، s_javan@ip-co.com

^۴ دانشیار، دانشکده مهندسی برق دانشگاه علم و صنعت، تهران، ایران، bshokouhi@iust.ac.ir

* نویسنده مسئول

اطلاعات مقاله

تاریخچه مقاله:

دریافت: ۱۵ بهمن ۱۴۰۰

پذیرش: ۲۹ اردیبهشت ۱۴۰۱

کلیدواژه‌ها:

بینایی ماشین

تسمه سفت کن

سازوکار زمان بندی

شبکه عصبی عمیق

موتور درون سوز

چکیده

تسمه سفت کن یکی از قطعات اصلی سازوکار زمان بندی موتورهای درون سوز است. این قطعه به منظور تنظیم کشش تسمه زمان بندی و اطمینان از ارتباط پیوسته میل لنگ و میل بادامک‌ها، به طور مداوم دارای حرکت زاویه‌ای می باشد. این حرکت زاویه‌ای یکی از متغیرهای مهم طراحی قطعه تسمه سفت کن است که طی آزمون‌های صحنه گذاری، مورد بررسی قرار می گیرد. پژوهش حاضر با هدف کاربرد در آزمون‌های نوین صحنه گذاری، به ارائه یک روش جدید در اندازه گیری مشخصات حرکتی تسمه سفت کن می پردازد. روش ارائه شده یک سامانه بینایی ماشین است که با بهره گیری از شبکه عصبی عمیق، حرکت شاخص تسمه سفت کن را ردیابی کرده و سپس مشخصات حرکتی آن شامل جابه جایی، سرعت و شتاب زاویه‌ای را به دست می آورد. برای این کار، آزمون موتوری طوری طراحی و اجرا شد که طی آن تسمه سفت کن کل کورس حرکتی خود را طی کند. هم زمان با یک دوربین، حرکت تسمه سفت کن فیلم برداری شد. نتایج نشان داد طی کل آزمون، شاخص تسمه سفت کن با دقت حدود ۸۰ درصد به درستی ردیابی شد. بیشینه جابه جایی زاویه‌ای این قطعه به ۱۴ درجه در انتهای آزمون رسید. همچنین نتایج نشان داد تسمه سفت کن تحت آزمون، با بیشینه سرعت و شتاب زاویه‌ای به ترتیب برابر به ۱ رادیان بر ثانیه و ۶۱ رادیان بر مجذور ثانیه حرکت کرد. به علاوه، مشخص شد که فرکانس تغییرات حرکت تسمه سفت کن به حدود ۱۰ هرتز رسید. نتایج پژوهش نشان داد که روش ارائه شده می تواند جایگزین مناسبی برای روش های مرسوم به منظور اندازه گیری حرکت تسمه سفت کن باشد.



تمامی حقوق برای انجمن علمی موتور ایران محفوظ است.

۱- مقدمه

جهت انتقال توان -ارتباط و چرخش هماهنگ- بین میل لنگ و میل بادامک‌ها نیاز است تا انتقال قدرت بین این دو عضو به کمک سامانه‌ای مطمئن صورت پذیرد. یکی از سامانه‌های انتقال قدرت پرتعداد بین طراحان موتورهای درون‌سوز، تسمه دندانه‌دار^۱ است که به علت هزینه و استهلاک کمتر، عدم نیاز به روغن کاری و دقت مناسب در مقایسه با سایر روش‌های انتقال قدرت، در بسیاری از موتورها مورد استفاده قرار می‌گیرد [۱].

تسمه‌های زمان‌بندی به واسطه دندانه‌های خود توان را انتقال می‌دهند و در اثر این انتقال توان تسمه تحت کشش و ارتعاش قرار می‌گیرد که این ارتعاشات با توجه به عامل ایجاد و راستای اثر خود بر تسمه تقسیم‌بندی‌های مختلفی دارند.

ارتعاشاتی که به واسطه انتقال توان وارد می‌شوند ارتعاشات طولی، و ارتعاشاتی که در راستای عمود بر جهت حرکت وارد می‌شوند ارتعاشات عرضی نامیده می‌شوند. ارتعاشات عرضی حرکتی مانند حرکت شلاق در فضا ایجاد می‌کنند و سامانه‌هایی مانند تسمه سفت‌کن اتوماتیک جهت کنترل این ارتعاشات استفاده می‌شود [۲].

تسمه سفت‌کن‌های اتوماتیک در دو دسته کلی مکانیکی و هیدرولیکی در موتورها به کار می‌روند. ویژگی مشترک هر دو گروه، نوسان و حرکت متناسب با تغییرات در کشش تسمه است. در واقع تسمه سفت‌کن اتوماتیک به نحوی طراحی می‌شود تا بتواند با توجه به تغییر شرایط کارکرد موتور و تغییر شرایط مرزی جابه‌جا شود تا همواره نیروی لازم بر تسمه زمان‌بندی اعمال شود. لذا بررسی جابه‌جایی و نوسان تسمه سفت‌کن در حین کارکرد موتور یکی از داده‌های است که واکنش تسمه سفت‌کن به تغییرات نشان می‌دهد.

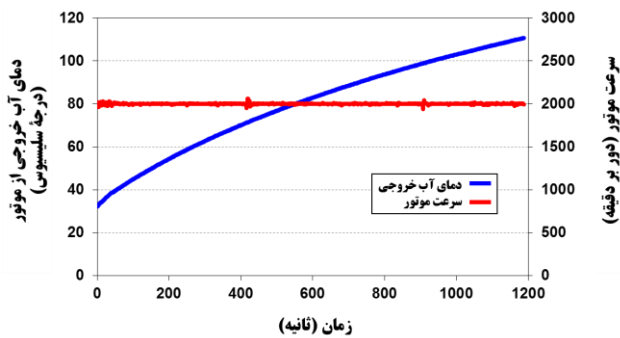
یکی از روش‌های مرسوم اندازه‌گیری زاویه تسمه سفت‌کن که یکی از پارامترهای مهم این قطعه طی کارکرد است، استفاده از صفحه مدرج است که پشت تسمه سفت‌کن متصل می‌شود. در این حالت به طریق تغییرات زاویه تسمه سفت‌کن رصد می‌شود؛ اپراتور طی مدت زمان آزمون به شاخص تسمه سفت‌کن و حرکت آن به‌طور مداوم نگاه می‌کند و زوایا را در شرایط کاری مختلف موتور ثبت می‌کند یا این‌که با یک دوربین ثابت، از حرکت شاخص تسمه سفت‌کن طی کل مدت زمان آزمون فیلم‌برداری می‌شود و پس از اتمام آزمون، با مشاهده فیلم، تجزیه و تحلیل صورت می‌گیرد. هر دو روش دارای نواقص متعددی هستند؛ در روش اول چون اپراتور داخل اتاق آزمون و نزدیک موتوری که در حال کارکرد است قرار می‌گیرد، اولاً سلامت و ایمنی وی را به خطر می‌اندازد، ثانیاً عواملی مانند صدای و دمای زیاد موتور و نیز استفاده از عامل انسانی برای این کار، اندازه‌گیری با خطای زیادی همراه خواهد بود. نقص عمده روش دوم در غیربرخط‌بودن

فرایند اندازه‌گیری است. این نقص محدودیت زیادی را به آزمون تحمیل می‌کند که باعث می‌شود فرایند اجرای آزمون اندازه‌گیری و نهایتاً به‌دست‌آوردن نتایج، زمانبر و با خطا همراه شود. روش دیگری که برای اندازه‌گیری تغییرات زاویه تسمه سفت‌کن به کار می‌رود، استفاده از حسگرهای اندازه‌گیری جابه‌جایی است. که با توجه به جنس غلتک باید از حسگرهای متفاوت استفاده کرد. حسگرهای لیزری و مغناطیسی دو ابزار مناسب هستند که هرکدام دارای محدودیت‌هایی نیز می‌باشند. هنگامی که غلتک تسمه سفت‌کن فلزی باشد یک حسگر مغناطیسی در فاصله مناسب از تسمه سفت‌کن طوری نصب می‌شود که راستای آن از مرکز غلتک تسمه سفت‌کن عبور کند. این حسگر می‌تواند حرکات غلتک را با دقت مناسبی دنبال کند، اما هنگامی که حرکت خطی نباشد باید از حسگر دیگری کمک گرفت. از نواقص این روش می‌توان به نیازمندی به فرایند نصب حسگر شامل آماده‌سازی موتور و ساخت فیکسچر اشاره کرد. قیمت زیاد این نوع حسگر و تجهیزات داده‌برداری مربوطه از معایب دیگر روش مذکور می‌باشد.

با توجه به توضیحات مذکور، وجود یک روش که با وجود دارا بودن دقت و سرعت زیاد در به‌دست‌آوردن نتایج، ارزان بوده و نیاز به فرایند آماده‌سازی مانند نصب و ساخت قطعات واسط نداشته باشد و همچنین قابلیت برخط‌شدن داشته باشد، می‌تواند برای آزمون تسمه سفت‌کن سامانه زمان‌بندی موتورهای درون‌سوز مثرتر و پُر فایده باشد. امروزه استفاده از روش‌های بینایی ماشین با ترکیبی از هوش مصنوعی کاربردهای فراوانی را در صنایع مختلف مانند خودروسازی [۳]، کشاورزی [۴] و هوافضا [۵] و غیره به‌خود اختصاص داده است. در میان روش‌های هوش مصنوعی، تکنیک‌های یادگیری عمیق به دلیل قابلیت‌های بالایی که در حل مسائل پیچیده غیرخطی مختلف دارد، توجه بسیاری را به خود جلب کرده است [۶ و ۷]. در حال حاضر، سیستم‌های بینایی ماشین مجهز به هوش مصنوعی در صنایع خودروسازی و موتورسازی نیز توانسته‌اند راه‌حل‌های عملی برای مسائل پیچیده این حوزه را ارائه دهند. در خودروهای خودران روش‌های متعددی برای تشخیص و ردیابی خودروها [۸ و ۹]، پلاک خودروها [۱۰] و خطوط جاده و خیابان‌ها [۱۱] و مواردی از این دست توسعه داده شده است. در صنعت موتور خودرو نیز، کاپلا و همکاران در سال ۲۰۲۰، یک مدل اولیه برای بازرسی کیفیت هوشمند با استفاده از بینایی ماشین را پیشنهاد کردند که در آن برچسب‌های موتور با استفاده از الگوریتم‌های تشخیص شی Faster-RCNN و YOLOv3 شناسایی شد [۱۲]. روچاسن و کیرچن در سال ۲۰۲۰ به ارائه یک الگوریتم بخش‌بندی تصویر برای استخراج ویژگی از سیلندر موتور احتراق داخلی پرداختند [۱۳].

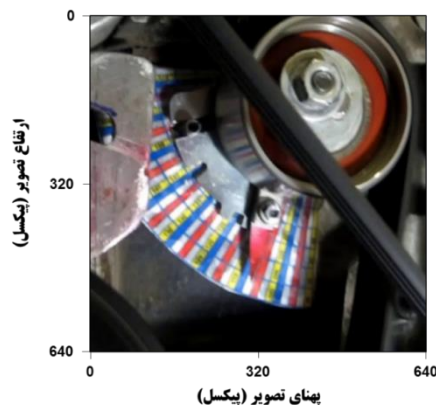
طبق مروری بر پژوهش‌های گذشته، هنوز مطالعه‌ای بر روی ردیابی حرکت تسمه سفت‌کن سازوکار زمان‌بندی موتور با استفاده از سامانه

¹ Toothed belt



شکل ۲: سرعت موتور و دمای آب موتور در طول آزمون

همزمان با اجرای آزمون موتوری، با استفاده از یک دوربین Canon مدل G10، از حرکت تسمه سفت‌کن فیلم‌برداری شد. به‌منظور رعایت تکرارپذیری، سه بار آزمون تکرار شد. تصاویر فیلم‌های تهیه‌شده از آزمون دارای ابعادی به پهنا و ارتفاع ۶۴۰ پیکسل بوده و مدت زمان آن‌ها حدود ۲۰ دقیقه بودند. با توجه به سرعت حرکت تسمه سفت‌کن، نرخ فیلم‌برداری بر روی ۳۰ فریم بر ثانیه^۱ تنظیم شد. شکل ۳ نمونه‌ای از تصویر برداشته‌شده از تسمه سفت‌کن را نشان می‌دهد. توجه شود که در شکل ۳، ابعاد تصویر با پیکسل‌های تصویر شماره‌گذاری شده است. مطابق با استاندارد پردازش تصویر، مختصات صفر ارتفاع تصویر در سمت چپ-بالا و مختصات صفر پهنای تصویر در سمت چپ-پایین قرار دارد. به بیان دیگر هرچقدر شاخص تسمه سفت‌کن به سمت بالا و چپ حرکت کند، به ترتیب موقعیت عمودی و افقی آن کم می‌شود و برعکس.



شکل ۳: نمونه‌ای از تصویر گرفته‌شده از تسمه سفت‌کن توسط دوربین فیلم‌برداری

۳- شبکه عصبی عمیق

یادگیری عمیق زیرشاخه‌ای از یادگیری ماشین است که با الگوریتم‌هایی الهام گرفته‌شده از ساختار و عملکرد مغز به نام شبکه‌های عصبی مصنوعی مرتبط است. از طریق انواع خاصی از شبکه‌های عصبی که

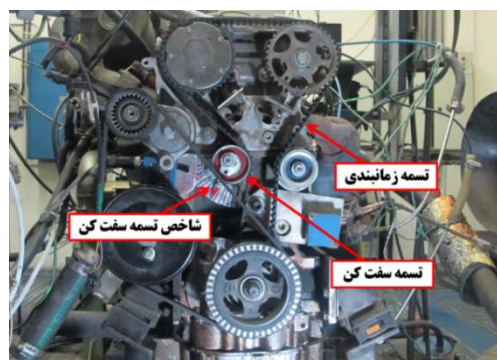
بینایی ماشین صورت نگرفته است. با توجه به نواقص روش‌های مرسوم اندازه‌گیری حرکت تسمه سفت‌کن و لزوم توسعه روش‌های جدیدتر، مقاله حاضر به‌عنوان پژوهشی نو، به ارائه یک روش کارا برای اندازه‌گیری تغییرات زاویه تسمه سفت‌کن موتور، برپایه بینایی ماشین و هوش مصنوعی می‌پردازد.

۲- تجهیزات و روش آزمون

یکی از آزمون‌های اصلی مرتبط با سازوکار زمان‌بندی، آزمون تسمه سفت‌کن است. در این آزمون، سرعت موتور، بار روی موتور و متغیرهای دیگر مانند دمای آب به‌صورت هم‌زمان یا مستقل تغییر می‌کند تا رفتار تسمه سفت‌کن تحت شرایط مختلف بررسی شود. در این پژوهش، از یک موتور چهار سیلندر بنزینی تنفس طبیعی با مشخصات ذکرشده در جدول ۱ استفاده شد. شکل ۱ نمایی از موتور نصب‌شده در اتاق آزمون به‌منظور اجرای آزمون تسمه سفت‌کن را نشان می‌دهد. در مرحله اجرای آزمون، موتور در سرعت ۲۰۰۰ دور در دقیقه و بار متوسط ترمزی دو بار ثابت نگه‌داشته شد و دمای آب خروجی موتور از حدود ۳۰ به ۱۱۰ درجه سانتی‌گراد در طول آزمون توسط تجهیز کنترل دمای سیال خنک‌کننده موتور تغییر کرد. با این کار سعی شد تا یکی از متغیرها که تغییرات نقاط کاری موتور است حذف شود و تأثیر فقط تغییرات دما بر حرکت تسمه سفت‌کن با کنترل بیش‌تری مورد مطالعه قرار گیرد. شکل ۲ نمودار تغییرات سرعت موتور و دمای آب خروجی از موتور طی مدت زمان آزمون را نشان می‌دهد.

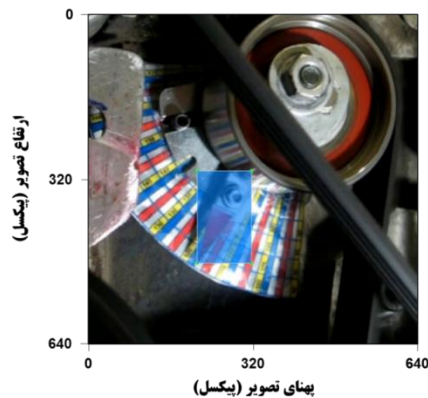
جدول ۱: مشخصات موتور تحت بررسی

۴	تعداد سیلندر
۱۶	تعداد سوپاپ
۷۸	قطر سیلندر (میلی‌متر)
۸۵	طول جابه‌جابه‌جایی (میلی‌متر)
۱/۶۵۰	حجم جابه‌جایی (لیتر)
۶۰۰۰ / ۸۳	قدرت بیشینه (کیلووات) / سرعت دورانی (دور بر دقیقه)
۳۵۰۰-۴۵۰۰ / ۱۴۶	گشتاور بیشینه (نیوتن‌متر) / سرعت دورانی (دور بر دقیقه)
۱۱/۵	نسبت تراکم



شکل ۱: موتور موردبررسی در اتاق آزمون

¹ Frames per Second (fps)



شکل ۴: نمونه تصویر برچسب گذاری شده

فرایند یادگیری این مدل، توسط Google Collab انجام شد که دسترسی آزاد به GPUهای رایگان را فراهم می‌کند. بدین ترتیب از شبکه YOLOv5 با وزن‌های از پیش آماده‌شده COCO برای شروع یادگیری بر روی داده‌های آموزش، استفاده شد. فرایند یادگیری تا ۱۰۰ بار تکرار شد. این فرایند حدود ۳۰ دقیقه به‌طور انجمید. یکی از معیارهای اصلی ارزیابی آموزش شبکه، متغیر loss می‌باشد. سه نوع مختلف این متغیر که برای ارزیابی احتمال وجود شی بررسی می‌شود، متغیرهای box loss، Classification loss و Objectness loss است. متغیر box loss نشان می‌دهد که چگونه الگوریتم می‌تواند مرکز یک جسم را تعیین کند و چگونه جعبه محصورکننده پیش‌بینی شده، یک شی را به‌خوبی پوشش می‌دهد. متغیر Objectness loss در اصل معیاری از احتمال وجود یک شی در یک ناحیه پیشنهادی است. اگر Objectivity زیاد باشد، این بدان معناست که تصویر احتمالاً حاوی یک شی است. Classification loss نیز به این منظر می‌پردازد که الگوریتم چقدر می‌تواند کلاس صحیح یک شی را پیش‌بینی کند. شکل ۵، نمودار تغییرات سه متغیر loss برای فرایند آموزش شبکه طراحی شده را نشان می‌دهد. همان‌طور که در این شکل دیده می‌شود، متغیرهای box loss، Classification loss و Objectness loss پس از ۱۰۰ اپیاک، به ترتیب به مقادیر ۰/۰۲۵، صفر و زیر ۰/۰۱ رسیدند. با توجه به این مقادیر، مدل از نظر دقت جهت تشخیص تسمه سفت‌کن بسیار مناسب می‌باشد. پس از اتمام فرایند آموزش شبکه و به‌دست‌آوردن معیارهای مربوطه که مقادیر آن‌ها در شکل ۵ نشان داده شده است، فرایند ارزیابی مدل با مجموعه داده آزمایش که شامل فیلم در حدود ۲۰ دقیقه‌ای از حرکت تسمه سفت‌کن بود، انجام شد. نمونه‌ای از نتیجه فرایند آزمایش برای یک فریم از فیلم آزمایش، در شکل ۶ نشان داده شده است. همان‌طور که در شکل ملاحظه می‌شود، شاخص تسمه سفت‌کن به‌درستی و با دقت مناسبی تشخیص داده شده است. بنابراین می‌توان از این مدل در به‌دست‌آوردن مشخصات حرکتی و موقعیت تسمه سفت‌کن استفاده کرد. بدین ترتیب که پس از تشکیل جعبه محصورکننده حول جسم موردنظر که در این پژوهش شاخص تسمه

شبکه‌های عصبی کانولوشنی (CNN) نامیده می‌شوند، امکان استخراج اطلاعات از داده‌های بصری وجود دارد. یک CNN شامل سه نوع اصلی از لایه‌های عصبی می‌باشد که عبارتند از لایه‌های کانولوشنی، لایه‌های Pooling و لایه Fully-connected، که هر نوع لایه نقش متفاوتی دارد. شبکه‌های عصبی کانولوشنی به دلیل استفاده‌هایی که در تشخیص و ردیابی اشیاء دارند، در زمینه‌های مختلفی در حوزه پردازش تصویر و بینایی ماشین کاربرد داشته و بسیار موفق نیز بوده اند.

با توجه به انتخاب روش‌های بینایی ماشین و استفاده از شبکه‌های عصبی عمیق و کانولوشنی، تعدادی مدل از قبل آموزش دیده که از نظر محاسباتی مناسب و عملکرد فوق‌العاده بالایی دارند وجود دارد. در این بین سیستم‌های تشخیص اشیاء RCNN [۱۴] و خانواده YOLO [۱۵]، جزو معروف‌ترین روش‌ها می‌باشند. طبق بررسی‌های انجام‌شده، ثابت شده است که YOLOv5 [۱۶] از سایر سیستم‌های تشخیص اشیاء عملکرد بهتر [۱۷] و زمان پردازش شبکه‌های عمیق در آن به میزان قابل‌توجهی کمتر می‌باشد. این ویژگی هنگامی که تحلیل به سمت مجموعه داده‌های بزرگ‌تر و شناسایی بلادرنگ سوق پیدا می‌کند، اهمیت بالاتر دارد. YOLOv5 در مجموعه داده‌های COCO^۱، یک مجموعه داده گسترده برای تشخیص اشیاء شامل بانک داده بزرگ حاوی دو میلیون عکس از ۸۰ کلاس مختلف می‌باشد که تمام شبکه‌های معروف برای پیش‌پردازش، از این بانک داده برای وزن‌دهی اولیه لایه‌های شبکه خود استفاده می‌کنند [۱۶ و ۱۸]. بنابراین YOLOv5 می‌تواند به عنوان نقطه شروعی برای یک مدل تعبیر یافته برای تشخیص ویژگی‌های آن باشد، لذا می‌توان از آن برای ردیابی تسمه سفت‌کن استفاده کرد.

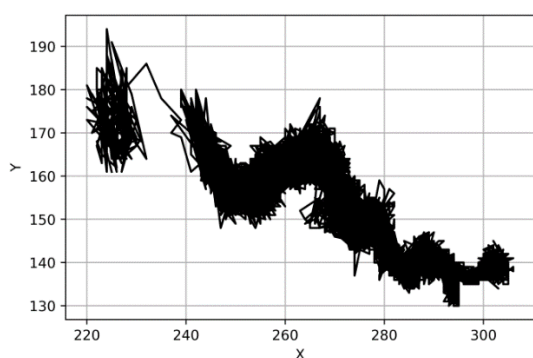
۴- نتایج و بحث

در ابتدا فیلم اخذشده از حرکت تسمه سفت‌کن، به کلیه فریم‌های تشکیل‌دهنده آن تبدیل شد. همانند دیگر روش‌های هوش مصنوعی، شبکه‌های عصبی عمیق نیاز به فرایند آموزش دارند. بدین منظور از مجموع ۱۶۰ فریم ویدیوی اخذشده، حدود ۷۰ درصد یعنی ۱۱۰ فریم به آموزش شبکه، ۳۰ فریم برای اعتبارسنجی و ۲۰ فریم برای آزمایش شبکه در نظر گرفته شد. شایان ذکر است غنای موجود برای آموزش شبکه با تعداد ۱۱۰ فریم در حد کفایت بود. در ادامه، به‌منظور ایجاد داده‌های آموزش، کلیه فریم‌ها با روش جعبه محصورکننده^۲، برچسب‌گذاری شدند. بدین ترتیب که به‌صورت دستی، بخشی از تصویر که شاخص تسمه سفت‌کن در قرار دارد، مطابق با شکل ۴ توسط جعبه محصورکننده، از دیگر قسمت‌های تصویر جداسازی شد و سپس قسمت جداشده با نام تسمه سفت‌کن، برچسب‌گذاری شد. این کار برای کلیه فریم‌ها انجام شد تا مشخصات شکلی شاخص تسمه سفت‌کن، به مدل شبکه عصبی عمیق، آموزش داده شود.

¹ Objects in Context

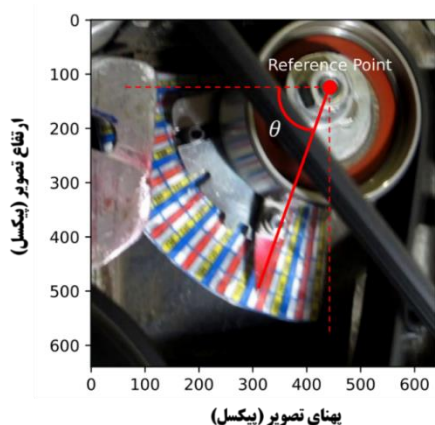
² Bounding Box

شاخص را به عنوان خروجی تحویل دهد. برای به دست آوردن مختصات موقعیتی شاخص تسمه سفت کن، مختصات رأس پایین-چپ جعبه محصورکننده به دلیل نزدیکی این نقطه به نوک پیکان شاخص تسمه سفت کن، انتخاب شد. شایان ذکر است هر یک از رأس‌ها یا هر نقطه‌ای درون جعبه محصورکننده نیز می‌توانست انتخاب شود، که البته در نتیجه نهایی هیچ‌گونه تأثیری نداشت. داده مختصات موقعیتی شاخص تسمه سفت کن برای کل فریم‌های فیلم آزمون توسط روش مذکور استخراج شد. شکل ۷ نمودار موقعیتی شاخص تسمه سفت کن در طول کل مدت زمان آزمون را نشان می‌دهد. توضیح آن‌که، این نمودار برحسب موقعیت افقی (x) و عمودی (y) نقطه انتخاب شده، ترسیم شده است.



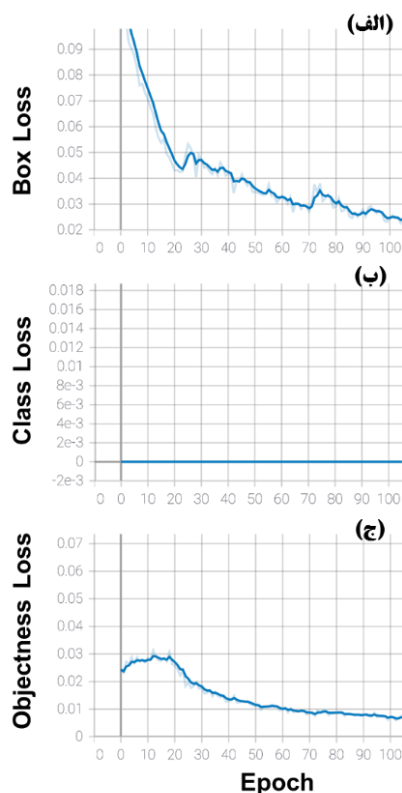
شکل ۷: منحنی جابه‌جایی لحظه‌ای شاخص تسمه سفت کن

با توجه به این‌که حرکت تسمه سفت کن اغلب برحسب زاویه بیان می‌شود، با تبدیل مختصات دکارتی به قطبی، تغییرات زاویه‌ای شاخص تسمه سفت کن که اصلی‌ترین حرکت تسمه سفت کن است به دست می‌آید. بدین منظور مطابق با شکل ۸ مرجع مختصات نقطه وسط پیچ اتصال تسمه سفت کن به بدنه در نظر گرفته شد. زاویه شاخص تسمه سفت کن (θ)، زاویه بین خط واصل نقطه مرجع با نقطه موقعیتی شاخص تسمه سفت کن و محور افقی گذرنده از نقطه مرجع تعریف شد. تعریف این زاویه در شکل ۸ نشان داده شده است

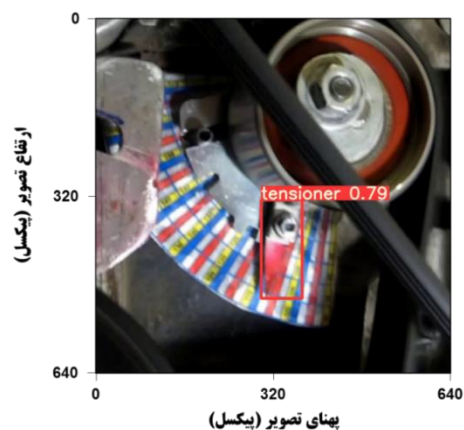


شکل ۸: تعریف نقطه مرجع و زاویه شاخص تسمه سفت کن

سفت کن است، مختصات جعبه محصورکننده به فرمت YOLO استخراج شده و سپس مختصات نقطه‌ای دلخواه از این جعبه برای تمامی فریم‌های ویدیو تعیین می‌شود. این مختصات همان مختصات موقعیتی یک نقطه بر روی جسم است. با داشتن داده‌های مختصات مکانی جسم، می‌توان پارامترهای حرکتی آن را به دست آورد.



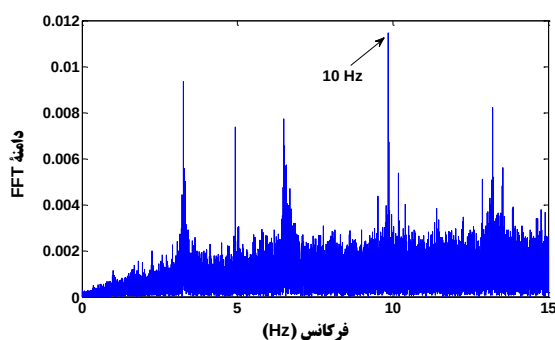
شکل ۵: نمودار متغیرهای مختلف ارزیابی فرایند آموزش شبکه طراحی شده



شکل ۶: تشخیص شاخص تسمه سفت کن توسط مدل شبکه عمیق آموزش دیده

برهمن اساس، سامانه هوشمند طوری طراحی شد که با گرفتن ویدیوی حرکت تسمه سفت کن، اولاً شاخص تسمه سفت کن را برای هر فریم به درستی تشخیص دهد و سپس داده مختصات موقعیتی

به منظور مشاهده سرعت تغییرات حرکتی شاخص تسمه سفت کن، تبدیل فوریه بر روی متغیر سرعت زاویه‌ای تسمه سفت کن اعمال شد. با استفاده از این تبدیل، سیگنال حوزه زمان به حوزه فرکانس منتقل شده و فرکانس‌های غالب پدیده نمایان می‌شوند. شکل ۱۱ نمودار حوزه فرکانس سرعت زاویه‌ای حرکت شاخص تسمه سفت کن را نشان می‌دهد. همان‌طور که در این شکل ملاحظه می‌شود، فرکانس غالب تغییرات سرعت زاویه‌ای تسمه سفت کن، $9/85$ هرتز است. فرکانس حرکتی تسمه سفت کن به مشخصات دینامیکی آن به‌ویژه قطعه فنر درون آن وابسته است. با تحلیل این متغیر طی آزمون تجربی، می‌توان طراحی تسمه سفت کن از نقطه نظر ارتعاشی و دینامیکی را بررسی کرد که از دیگر قابلیت‌های سامانه ارائه شده می‌باشد.



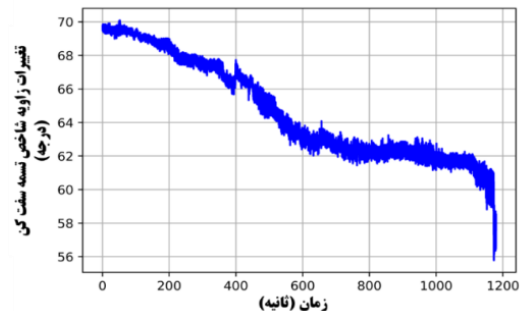
شکل ۱۱: طیف فرکانسی سرعت زاویه‌ای حرکت تسمه سفت کن

با توجه به نتایج به‌دست آمده از سامانه ارائه شده، می‌توان نتیجه گرفت این سامانه می‌تواند جایگزین مناسبی برای روش‌های مرسوم بوده و به‌طور قابل اطمینانی در آزمون‌های صحنه‌گذاری قطعه تسمه سفت کن سازوکار زمان‌بندی موتورها استفاده شود. این سامانه اولاً از بروز خطای انسانی جلوگیری می‌کند، ثانیاً به‌طور دقیق و سریع نتایج را ارائه می‌دهد و ثالثاً قابلیت برخط شدن دارد. همچنین این سامانه می‌تواند به یک سامانه چندمنظوره تبدیل شود بدین معنا که چنین ظرفیتی وجود دارد که به‌طور موازی برای تشخیص خرابی تسمه سفت کن، اندازه‌گیری نوسانات تسمه و به‌طور کلی به‌دست آوردن متغیرهای عملکردی دیگر قطعات سازوکار زمان‌بندی موتور به‌طور هم‌زمان نیز استفاده شود. البته این موارد نیاز به پژوهش‌های بیش‌تری دارد که پیشنهاد می‌شود در آینده بدان پرداخته شود. شایان ذکر است روش ابداع شده به‌صورت غیربرخط بوده اما قابلیت برخط شدن را دارد. بدین منظور کافی است ارتباط برخط میان مدل آموزش داده شده با دوربین فیلم‌برداری برای اخذ و تحلیل بلادرنگ، برقرار شود.

۴- نتیجه‌گیری

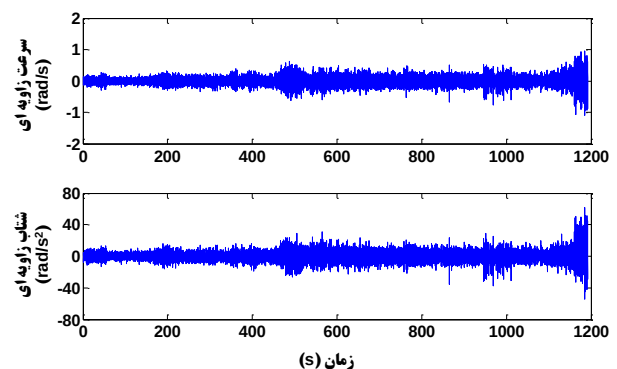
در این مقاله روشی هوشمند برای ردیابی حرکت تسمه سفت کن و به‌دست آوردن مشخصات حرکتی آن ارائه شده است. برای این منظور، یک تست عملکردی بر روی یک موتور بنزینی طراحی و انجام شد تا

برهمین اساس، داده‌های موقعیتی در مختصات دکارتی به مختصات قطبی که همان زاویه شاخص تسمه سفت کن می‌باشد، تبدیل شد. شکل ۹ تغییرات زاویه شاخص تسمه سفت کن در طول مدت زمان آزمون را نشان می‌دهد.



شکل ۹: تغییرات زاویه شاخص تسمه سفت کن در طول آزمون

همان‌طور در شکل ۹ دیده می‌شود، شاخص تسمه سفت کن از موقعیت اولیه خود که معادل زاویه در حدود 70 درجه است، تا انتهای آزمون به زاویه 56 درجه کاهش پیدا کرد. با توجه به این‌که در مدت زمان آزمون، دمای آب خروجی موتور از حدود 30 به 110 درجه سانتی‌گراد تغییر پیدا کرد، می‌توان نتیجه گرفت افزایش دمای آب موتور به میزان 80 درجه سانتی‌گراد باعث بازشدگی تسمه سفت کن به مقدار 14 درجه شده است. این تغییر بدین دلیل است که با افزایش دمای مایع خنک‌کننده به تدریج انبساط در قطعات موتور رخ می‌دهد، همچنین دمای تسمه نیز تغییر می‌کند. این امر منجر به تغییر کشش در تسمه زمان‌بندی می‌شود و متناسب با آن باید تسمه سفت کن جابه‌جا شود تا از وارد شدن نیروی بیش از حد بر تسمه جلوگیری کند. به‌منظور تحلیل بیش‌تر حرکت تسمه سفت کن در طول آزمون، متغیرهای سرعت و شتاب تغییرات زاویه‌ای شاخص تسمه سفت کن محاسبه شدند. شکل ۱۰ نمودار این دو متغیر را نشان می‌دهد. همان‌طور که در این شکل دیده می‌شود، بیشینه سرعت و شتاب زاویه‌ای تسمه سفت کن به ترتیب 1 رادیان بر ثانیه و 61 رادیان بر مجذور ثانیه می‌باشد که هر دو در انتهای آزمون رخ داده‌اند.



شکل ۱۰: نمودار تغییرات (الف) سرعت و (ب) شتاب زاویه‌ای تسمه سفت کن

[6] A. Martín, R. Lara-Cabrera, F. Fuentes-Hurtado, V. Naranjo, D. Camacho, EvoDeep: a new evolutionary approach for automatic deep neural networks parametrisation, *Journal of Parallel and Distributed Computing*, Vol. 117, pp. 180-191, 2018

[7] H. Yaşar, G. Çağıl, O. Torkul, M. Şişci, Cylinder Pressure Prediction of An HCCI Engine Using Deep Learning, *Chinese Journal of Mechanical Engineering*, Vol. 34, pp. 1-8, 2021

[8] N. Audebert, B. Le Saux, S. Lefèvre, Segment-before-detect: Vehicle detection and classification through semantic segmentation of aerial images, *Remote Sensing*, Vol. 9, pp. 368, 2017

[9] X. Wang, W. Zhang, X. Wu, L. Xiao, Y. Qian, Z. Fang, Real-time vehicle type classification with deep convolutional neural networks, *Journal of Real-Time Image Processing*, Vol. 16, pp. 5-14, 2019

[10] M.A. Rafique, W. Pedrycz, M. Jeon, Vehicle license plate detection using region-based convolutional neural networks, *Soft Computing*, Vol. 22, pp. 6429-6440, 2018

[11] J. Li, X. Shi, J. Wang, M. Yan, Adaptive road detection method combining lane line and obstacle boundary, *IET Image Processing*, Vol. 14, pp. 2216-2226, 2020

[12] S. Capela, R. Silva, S.R. Khanal, A.T. Campaniço, J. Barroso, V. Filipe, Engine Labels Detection for Vehicle Quality Verification in the Assembly Line: A Machine Vision Approach, *Portuguese Conference on Automatic Control*, Springer, pp. 740-751, 2020

[13] J. Rochussen, P. Kirchen, Robust image segmentation for feature extraction from internal combustion engine in-cylinder images, *Measurement Science and Technology*, Vol. 32, pp. 015302, 2020

[14] R. Girshick, J. Donahue, T. Darrell, J. Malik, Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation, *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 580-587, 2014

[15] J. Redmon, S. Divvala, R. Girshick, A. Farhadi, You only look once: Unified, real-time object detection, *Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, pp. 779-788, 2016

[16] G. Jocher, A. Stoken, J. Borovec, NanoCode012, ChristopherSTAN, L. Changyu, Laughing, tkianai, A. Hogan, lorenzomamma, yxNONG, AlexWang1900, L. Diaconu, Marc, wanghaoyang0106, ml5ah, Doug, F. Ingham, Frederik, Guilhen, Hatovix, J. Poznanski, J. Fang, L. Yu, changyu98, M. Wang, N. Gupta, O. Akhtar, PetrDvoracek, and P. Rai, "ultralytics/yolov5: v3, 1 2020

[17] J.A. Kim, J.Y. Sung, S.H. Park, Comparison of Faster-RCNN, YOLO, and SSD for real-time vehicle type recognition, 2020 IEEE International Conference on Consumer Electronics-Asia (ICCE-Asia), IEEE, pp. 1-4, 2020

[18] T.Y. Lin, M. Maire, S. Belongie, J. Hays, P. Perona, D. Ramanan, P. Dollár, C.L. Zitnick, Microsoft coco: Common objects in context, *European conference on computer vision*, Springer, pp. 740-75, 2014.

در آن، تسمه سفت‌کن تمام کورس حرکتی خود را طی کند. به‌طور هم‌زمان، حرکت تسمه سفت‌کن در طول کل آزمایش با استفاده از یک دوربین با نرخ ۳۰ فریم در ثانیه ثبت شد. توسط یک مدل آموزش دیده شبکه عصبی عمیق به نام YOLOv5، شاخص تسمه سفت‌کن به‌طور کامل از سایر قسمت‌های تصویر برای کلیه فریم‌های ویدیو جدا شد. سپس جابه‌جایی زاویه‌ای لحظه‌ای این قطعه طی کل آزمون به‌دست آمد. نتایج نشان داد که حداکثر جابه‌جایی تسمه سفت‌کن در انتهای آزمون به مقدار ۱۴ درجه رخ داده است. این حد از بازشدگی تسمه سفت‌کن در سرعت موتور ۲۰۰۰ و در اثر تغییر دمای آب موتور از ۳۰ به ۱۱۰ درجه سانتی‌گراد رخ داد. همچنین بیشینه سرعت و شتاب زاویه‌ای تسمه سفت‌کن به ترتیب به ۱ رادیان بر ثانیه و ۶۱ رادیان بر مجذور ثانیه رسید. با استفاده از تبدیل فوریه، مشخص شد فرکانس تغییرات حرکتی این قطعه در حدود ۱۰ هرتز بود. نتایج نشان داد که روش پیشنهادی می‌تواند به‌طور قابل‌اطمینانی، مشخصات حرکتی قطعه تسمه سفت‌کن را به‌دست آورد. از آنجاکه سامانه بینایی ماشین ارائه ظرفیت افزودن قابلیت‌های بیش‌تر نظیر عیب‌یابی تسمه سفت‌کن، اندازه‌گیری نوسانات تسمه و به‌دست‌آوردن متغیرهای عملکردی دیگر قطعات سازوکار زمان‌بندی موتور را به‌طور هم‌زمان دارد، می‌تواند در آزمون‌های نوین صحه‌گذاری به‌عنوان یک روش کارا، دقیق، سریع و کم‌هزینه، جایگزین روش‌های مرسوم شود.

تشکر و قدردانی

نویسندگان مراتب تشکر و قدردانی خود از شرکت تحقیق، طراحی و تولید موتور ایران خودرو (ایپکو) بابت حمایت‌های همه‌جانبه خود از این پژوهش را اعلام می‌دارند.

مراجع و منابع

[1] T. Koyama, K.M. Marshek, Toothed belt drives—past, present and future, *Mechanism and Machine Theory*, Vol. 23, pp. 227-241, 1988

[2] R. Perneder, I. Osborne, *Handbook timing belts: principles, calculations, applications*, Springer Science & Business Media, 2012

[3] N. Paul, C. Chung, Application of HDR algorithms to solve direct sunlight problems when autonomous vehicles using machine vision systems are driving into sun, *Computers in Industry*, Vol. 98, pp. 192-196, 2018

[4] H.A. Williams, M.H. Jones, M. Nejati, M.J. Seabright, J. Bell, N.D. Penhall, J.J. Barnett, M.D. Duke, A.J. Scarfe, H.S. Ahn, Robotic kiwifruit harvesting using machine vision, convolutional neural networks, and robotic arms, *Biosystems Engineering*, Vol. 181, pp. 140-156, 2019

[5] E. Pechenina, V. Pechenin, M. Bolotov, Neural network training procedure for machine vision systems in aerospace industries, *AIP Conference Proceedings*, AIP Publishing LLC, pp. 040014, 2021



Development of machine vision system to track movement of an engine timing belt tensioner based on deep neural network

A.R. Hosseini¹, A. Moosavian^{2*}, S. Javan³, Sh. B. Shokouhi⁴

¹B.Sc. Student, School of Electrical Engineering, Iran University of Science and Technology (IUST), Tehran, Iran, alireza_hosseini96@elec.iust.ac.ir

² Assistant Professor, Department of Agricultural Engineering, Technical and Vocational University (TVU), Tehran, Iran, a_moosavian@tvu.ac.ir

³ Engine Labs Unit, Irankhodro Powertrain Company (IPCo), s_javan@ip-co.com

⁴ Associate Professor, School of Electrical Engineering, Iran University of Science and Technology (IUST), Tehran, Iran, bshokouhi@iust.ac.ir

*Corresponding Author

ARTICLE INFO

Article history:

Received: 04 February 2022

Accepted: 19 May 2022

Keywords:

Belt Tensioner

Deep Neural Network

IC Engine

Machine Vision

Timing Mechanism

ABSTRACT

Belt tensioner is one of the main components in timing mechanism of IC engines. This component has an angular motion to adjust the timing belt tension and ensure the continuous connection between crankshaft and camshafts. This angular motion is one of the important parameters in design of the belt tensioner, which is evaluated during validation tests. The present paper, with the aim of using in modern validation tests, presents a new method for measuring the kinetic characteristics of the belt tensioner. The proposed method is a machine vision system that uses a deep neural network to track the movement of the belt tensioner indicator and then obtain its motion characteristics including angular displacement, velocity and acceleration. To this end, the engine test was designed and performed so that the belt travels its entire stroke. Simultaneously the movement of the belt tensioner was captured with a camera. The results showed that the tensioner indicator was correctly tracked with about 80% accuracy during the whole test. The maximum angular displacement of this component reached 14 degrees at the end of the test. The results also showed that the belt tensioner under study moved with the maximum angular speed and acceleration of 1 rad/s and 61 rad/s². In addition, it was found that the frequency of the belt tensioner movement reached about 10 Hz. The results showed that the proposed method could be an appropriate alternative to conventional methods to measure the tensioner movement.

