

استفاده از یادگیری ژرف در طراحی و بهینه سازی یک حسگر دمایی فیبر نوری با پوشش ایزوپروپانول

آرمین اسکندری^۱ و مهدی تاج الدینی^۲

^۱گروه فوتونیک، دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته، کرمان، ایران

پست الکترونیکی: tajaldini.usm@gmail.com

چکیده

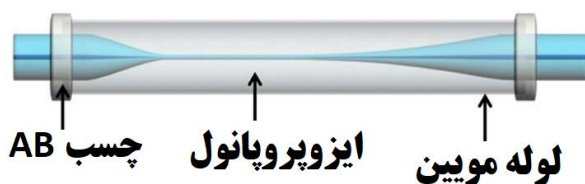
در این مقاله، یک حسگر دمایی فیبر نوری طراحی شده که از ایزوپروپانول جهت افزایش حساسیت دمایی و از یادگیری ژرف جهت تشخیص تغییرات الگوی سه بعدی انتشار نور در طول فیبر نوری و تعیین دمای محیط استفاده می کند. به عبارتی دیگر، تغییر دمای محیط، ضریب شکست ایزوپروپانول را تغییر داده و موجب تغییر شکل ظاهری الگوی تداخل مدهای انتشاری درون فیبر نوری می شود که شناسایی الگو مبتنی بر یادگیری ژرف تغییرات ظاهری انتشار نور را تشخیص داده و دمای محیط را به شکل بهینه تخمین می زند. در این راستا، فیبر نوری مذکور، توسط نرم افزار *Rsoft* برای ۱۰۶ دمای مختلف شبیه سازی شده و الگوهای انتشار سه بعدی آن ها بدست آمده است. از گردآوری الگوهای شبیه سازی شده، پایگاه داده ی کاملی از نور منتشره برای بازه دمایی ۷۳- الی ۸۲ درجه سانتی گراد، تشکیل شده است. پایگاه داده مذکور به الگوریتم شناسایی الگو مبتنی بر یادگیری ژرف وارد شده و نحوه تغییرات شکل ظاهری انتشار نور در فیبر با تغییرات دما به سیستم شناسایی الگو آموزش داده می شود. شناسایی الگو استفاده شده در این مقاله، با الهام گرفتن از شبکه *AlexNet* طراحی شده و می تواند دمای محیط را با خطای حداقل مقدار میانگین مربعات ۲ بدست آورد.

واژه های کلیدی: حسگر دمایی فیبر نوری، ایزوپروپانول، یادگیری ژرف، شناسایی الگو، *Rsoft*

۱. مقدمه

چرخش، لرزش، خمش و ... طراحی شده اند [۱،۲،۳]. به عنوان نمونه، کاربردهای حسگرهای فیبری را می توان به طور گسترده در حوزه پزشکی در دستگاه کنترل علائم حیاتی، در حوزه عمران در سازه های عظیم ساختمانی و راهسازی، در حوزه

موضوع حسگرهای فیبر نوری برای اولین بار از اوایل دهه ۷۰ میلادی مطرح شد. این حسگرها برای اندازه گیری پارامترهایی مختلفی چون دما، کشش، فشار، ولتاژ، گازهای شیمیایی،



شکل ۱. لوله موئین و محل قرار گیری ایزوپروپانول [5]

نشانی روی قسمت باریک شده، دقت حسگر را افزایش دهند [۱۲].

حسگرهای دمایی ایزوپروپانول نوعی از حسگرهای فیبر نوری باریک شده^{۱۰} هستند که مغزی و غلاف فیبر در ناحیه باریک شده توسط ماده ایزوپروپانول به طور کامل احاطه شده است. در سال ۲۰۱۳، یانگ و همکاران حسگری را طراحی کردند که از ایزوپروپانول برای افزایش دقت در اندازه گیری دمای محیط استفاده می‌کرد [۱۳]. فیبر نوری به صورت باریک شده درآمده و ایزوپروپانول درون ناحیه‌ای تحت عنوان لوله موئین ۱۱ قرار گرفته که در برگیرنده مغزی و غلاف نازک شده فیبر است. لوله موئین و محل قرارگیری ایزوپروپانول در شکل ۱ نمایش داده شده است.

در این طراحی تماماً از فیبر تک مد استفاده شده و ضخامت فیبر پس از باریک شدن به $7.2\mu m$ می‌رسد. باریک شدگی اول به صورت ناگهانی و باریک شدگی دوم به صورت تدریجی است. در حالی که در سال ۲۰۱۹، هوآی‌بین و همکاران با ارتقای ساختار پیشنهادی [۱۳]، حسگر دمایی فیبر نوری ایزوپروپانول جدیدی را معرفی کردند [۱۴]. ساختار پیشنهادی جدید از دو ناحیه باریک شده تشکیل شده است. با این تفاوت که هر دو باریک شدگی به صورت متقارن و مشابه

شیمی در کنترل فرآیندهای شیمیایی و سایر حوزه‌ها مثال زد [۴،۵]. در سال ۱۹۷۸، هیل و همکاران^۱ یکی از اولین افرادی بودند که با استفاده از توری فیبر^۲ ساختاری برای حسگرهای فیبری پیشنهاد دادند [۶].

رفته رفته با گذشت زمان ساختارها و ساز و کارهای تازه‌ای برای حسگرهای فیبر نوری معرفی شد. ساز و کار تداخل سنجی و حسگرهای فیبری میکروساختار^۳ از ساختارهای پر طرفدار پیشنهادی در سال‌های اخیر می‌باشند [۷]. در ساختارهایی که به صورت تداخل سنجی عمل می‌کنند مثل تداخل سنج ماخ-زندر^۴ [۸]، مایکلسون^۵ [۹] و فابری پرو^۶ [۱۰] عموماً مسیر نور به دو قسمت تقسیم می‌شود که یک مسیر از محیط مورد بررسی عبور می‌کند که پس از تأثیر پذیرفتن از محیط (تأثیر ناشی از تغییر دما، کشش، فشار و ...) با مسیر اول که در برگیرنده نور بدون تغییر است، کوپل^۷ می‌شود. تأثیرات محیط عموماً به صورت اختلاف فاز بوده که در هنگام کوپل شدن با مسیر اولیه می‌توان مقدار تغییرات و به طبع، میزان فاکتورهای فیزیکی محیط را محاسبه نمود. در سال ۲۰۰۲، آلسوپ و همکاران^۸ یکی از اولین نمونه‌های حسگر فیبر نوری مبتنی بر تداخل سنج ماخ-زندر را پیشنهاد دادند [۱۱].

با پیشرفت فناوری امکان اصلاحات میکروساختاری در فیبرها فراهم شد و کاربرد بیشتری پیدا کردند. در سال ۲۰۰۶، کورس و همکاران^۹ موفق به ساخت حسگری جهت تشخیص میزان رطوبت هوا شدند که از یک فیبر باریک شده استفاده می‌کرد. آن‌ها قادر بودند با تعیین نحوه باریک شدن فیبر و انجام لایه

¹ Hill et. al.
² Fiber Gratings
³ Micro-Structured
⁴ Mach-Zehnder
⁵ Michelson
⁶ Fabry Perot
⁷ Couple
⁸ Allsop et. al.
⁹ Corres et. al.

¹⁰ Tapered Optical Fiber
¹¹ Capillary Tube

فیبر نوری را به صورت چشمگیری افزایش می‌دهد. سال ۲۰۱۱ تا کنون پیشرفت‌های بسیاری در حوزه هوش مصنوعی، یادگیری ژرف و کاربردهای آن در علوم مختلف صورت پذیرفته است و این روند رو به رشد ادامه دارد. یکی از نقاط قوت یادگیری ژرف در شناسایی الگو^۳ است. شناسایی الگو به فرآیند پیدا کردن و تشخیص الگو یا نظم موجود در مجموعه داده‌ها گفته می‌شود. امروزه سیستم‌های شناسایی الگو با بهره‌گیری از یادگیری ژرف به حدی از دقت دست پیدا کرده‌اند که با سیستم‌های موجود در گذشته قابل قیاس نیستند.

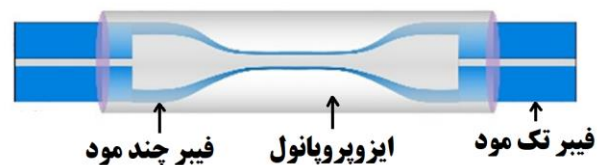
جهت ارائه تعریف دقیق‌تری از یادگیری ژرف می‌توان آن را رده‌ای از الگوریتم‌های یادگیری ماشین دانست که از ساختار چند لایه برای استخراج ویژگی‌های ژرف^۴ از داده‌ها، استفاده می‌کند. در بیان کلی، یادگیری ماشین مجموعه‌ای از ابزارهای آماری است که با آموختن از داده‌ها، عملکردهای پیچیده را تخمین می‌زند [۱۸].

فرآیند تشخیص چهره، درک کلمات، خواندن متون دست نویس و هزاران مثال دیگر، همگی زیر مجموعه شناسایی الگو قرار می‌گیرند. شناسایی الگو در حقیقت به عمل پردازش در داده‌های خام و اقدام بر اساس نوع الگو گفته می‌شود. شناسایی الگو در زندگی و حیات انسان‌ها برای میلیون‌ها سال، نقشی اساسی را ایفا کرده است.

همچنین استفاده از تصاویر برای تخمین یک مقدار عددی امروزه به امری متداول ب کاربردهای مختلف تبدیل شده است. به عنوان مثال، پیش‌بینی قیمت یک خانه با استفاده از تصویر یکی از آن کاربردها است.

در این مورد، مدل شناسایی الگو تلاش می‌کند تا ویژگی‌های مختلف تصویر، مانند اندازه خانه، تعداد اتاق‌ها، موقعیت جغرافیایی و غیره را تحلیل کند و بر اساس آن‌ها یک قیمت پیش‌بینی نماید. در پژوهش کنونی روش بسیار مشابه با مورد بیان شده است، با این تفاوت که هدف ما رسیدن به دمای

اعمال شده‌اند. تفاوت اصلی مدل پیشنهادی هوآی بین با مدل‌های قبل در نوع فیبر است. همانطور که در شکل ۲ نیز نمایش داده شده است، فیبر باریک شده در حقیقت یک فیبر نوری چند مد^۱ است که از دو طرف توسط یک فیبر نوری تک مد^۲ احاطه شده است. دور تا دور فیبر چند مد را ایزوپروپانول فرا گرفته و تغییرات دمای محیط، ضریب شکست آن را تغییر خواهد کرد. در بازه دمایی ۲۰ الی ۵۰ درجه سانتی‌گراد، ضریب شکست ایزوپروپانول بین ۱/۳۷۶۶ الی ۱/۳۶۳۱ تغییر می‌نماید. با تغییر دمای محیط، ضریب شکست ایزوپروپانول افزایش پیدا کرده و موجب پدید آمدن جا به جایی در طیف عبوری نور شده و می‌توان به کمک جا به جایی مذکور، میزان تغییرات دمای محیط را تخمین زد [۱۴].



شکل ۰۲. حسگر دمایی فیبر نوری ایزوپروپانول پیشنهادی هوآی بین [۱۴]

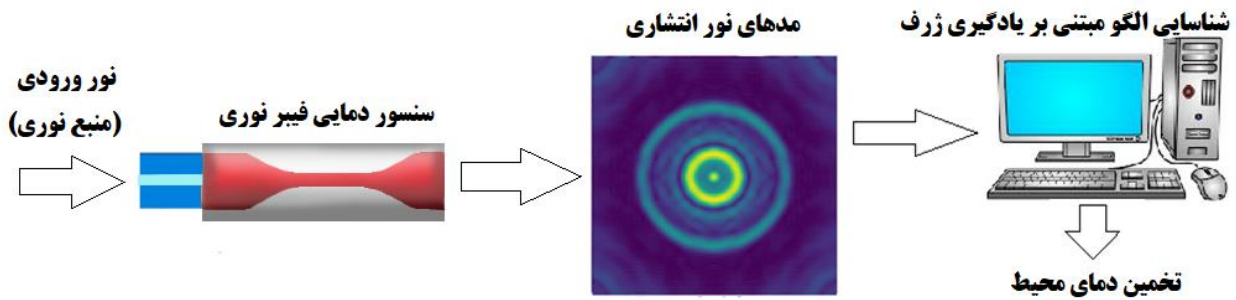
اغلب حسگرهای فیبر نوری بر اساس جابه‌جایی طیف، مقدار تغییرات محیطی را تخمین می‌زنند. تعیین میزان تغییرات طول موج عموماً با استفاده از دستگاه‌های طیف سنج صورت می‌پذیرد. بنابراین برای استفاده از این حسگرها در شرایط واقعی، به غیر از ساختار حسگر و منبع نوری به دستگاه‌های طیف سنج نیز نیاز است. این در حالی است که اگر میزان تغییرات محیطی اندک و حساس باشد، دقت دستگاه طیف سنج بسیار در مقدار نهایی تاثیر گذار می‌شود و همین مساله هزینه دستگاه طیف سنج و به طور کلی هزینه استفاده از سنسورهای

³ Pattern Recognition

⁴ Deep Features

¹ Multi-Mode Optical Fibre

² Single Mode Optical Fibre



شکل ۳. استفاده از شناسایی الگو جهت تشخیص دمای محیط به کمک حسگر فیبر نوری. در این چیدمان، نیاز به استفاده از طیف سنج برای تشخیص جابه‌جایی طیف و تخمین دما، از بین رفته است.

چند مدل ساده و شناسایی الگو مبتنی بر یادگیری ژرف، الگوهای ایجاد شده در لکه‌های نوری یک منبع نوری لیزری شناسایی شده و از چگونگی تغییرات الگوهای اسپکل، دمای محیط تخمین زده شد [۱۶]. در پژوهش کنونی نیز جهت بهبود عملکرد تشخیص تغییرات ظاهری مدها، از شناسایی الگو مبتنی بر یادگیری ژرف استفاده شده است.

حسگر دمایی پیشنهادی شامل یک فیبر نوری باریک شده بوده که توسط ماده ایزوپروپانول احاطه شده است. تغییر دمای محیط، تغییراتی در شکل ظاهری انتشار نور (در اثر تداخل مدها) درون فیبر داده و تحت عنوان مدهای نور انتشاری به نمایش در آمده است. مدهای انتشار فیبر با استفاده از شناسایی الگو مبتنی بر یادگیری ژرف تجزیه و تحلیل شده و دمای محیط بدست آورده می‌شود. این فرآیند در شکل ۳ به نمایش در آمده است.

۲. مراحل پیاده سازی

پیاده سازی این پژوهش را می‌توان به دو بخش اساسی تقسیم بندی نمود: بخش شبیه سازی فیبر و بخش شناسایی الگو. به طور اجمالی، ابتدا حسگر فیبر نوری در نرم افزار Rsoft 2019 شبیه سازی می‌شود. در این شبیه سازی نور با طول موج معین وارد فیبر شده و برای دماهای محیطی متفاوت، مدهای انتشاری

محیط از روی تصاویر (شکل و ظاهر) مدهای انتشاری درون فیبر است. برای اطلاع از جزئیات و ریاضیات حاکم بر این روش به مرجع [۲۰] مراجعه فرمایید. شناسایی الگو در ادغام با داده‌های استخراج شده از حسگرها، می‌تواند به حسگرهایی با عملکرد پیچیده منجر گردد. در سال ۲۰۱۷، وانگ و همکاران^۱ با ایجاد ارتباط بین حسگرهای موجود در گجت‌های پوشیدنی از جمله ساعت، عینک، کفش و تلفن هوشمند و با استفاده از یادگیری ژرف موفق شدند فعالیت‌های روزانه افراد همچون قدم زدن، دوچرخه سواری، نوشیدن قهوه، تماشای تلویزیون و ... را تشخیص داده و مدت زمان هر یک تعیین گردد [۱۵].

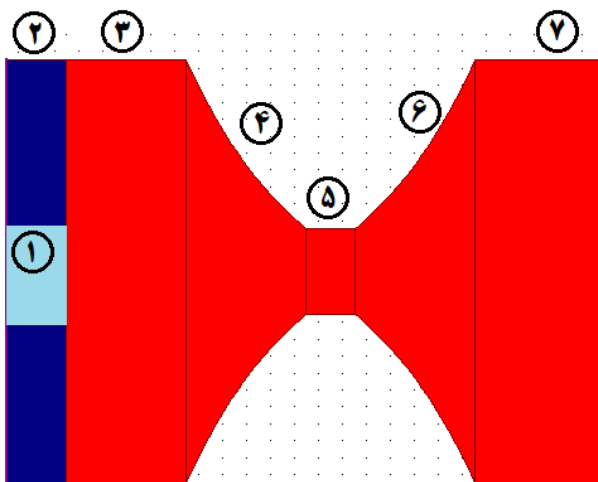
در این پژوهش به جای تمرکز بر جا به جایی‌های موجود آمده در طیف، بر شکل ظاهری تداخل مدهای درون مغزی حسگر فیبر نوری تمرکز شده است. با این کار، نیاز سیستم‌های حسگری فیبر نوری به وجود طیف سنج از بین رفته و می‌توان هزینه نهایی استفاده از آنها را کاهش داد. همچنین، با در نظر گرفتن الگوی انتشار در خود ابزار، بر خلاف لکه‌های نوری^۲ خروجی، دینامیک آن نیز در نظر گرفته می‌شود.

در همین راستا، جهت تشخیص تغییرات ظاهری مدها، از روش شناسایی الگو استفاده شد. در سال ۲۰۱۸، با استفاده از یک فیبر

¹ Wang et al
² Speckles



شکل ۴. شماتیک کلی حسگر دمایی فیبر نوری. دلیل استفاده از رنگ‌های آبی و قرمز، صرفاً جهت نمایش بهتر قطعات مختلف حسگر است.



شکل ۵. ساختار کلی فیبر شبیه سازی شده. حسگر پیشنهادی شامل یک فیبر تک مد و یک فیبر چند مد است. فیبر چند مد بدون مغزی بوده و اطراف آن را ایزوپروپانول احاطه کرده است. قسمت‌های شماره گذاری شده در جدول ۱ توضیح داده شده اند. فیبر نوری طراحی شده از دو قسمت اصلی تشکیل شده است. قسمت اول فیبر نوری تک مد و قسمت دوم فیبر نوری چند مد باریک شده، هستند. فیبر نوری تک مد تنها اجازه عبور مد LP_{01} را داده و به نوعی از ورود مدهای مزاحم به فیبر چند مد جلوگیری می‌نماید. فیبر چند مد هیچگونه غلافی ندارد و مستقیماً به فیبر تک مد متصل می‌شود. این فیبر در میانه باریک شده و مجدداً ضخیم می‌شود. اطراف فیبر چند مد را ماده‌ای با ضریب ترمو اپتیکی بالا (ایزوپروپانول) فرا گرفته است. دلیل استفاده از ایزوپروپانول در این پژوهش و برخی پژوهش‌های مشابه مانند مرجع [۱۴]

شبیه سازی و ذخیره می‌شوند. به بیانی دیگر، نرم افزار Rsoft به ما کمک می‌کند تا بتوانیم نحوه انتشار نور را در دماهای مختلف، برای ساختار پیشنهادی داشته باشیم. به غیر از مورد یاد شده، هیچ گونه محاسبه یا استفاده دیگری از نرم افزار Rsoft صورت نگرفته.

در گام بعد، با استفاده از زبان برنامه نویسی Python و کتابخانه های مربوطه، مدل هوش مصنوعی مشابه با مدل Alexnet پیاده سازی شده و از داده‌های شبیه سازی شده در مرحله قبل به عنوان داده آموزش استفاده کردیم تا الگوریتم، رابطه بین ظاهر مدهای درون فیبر با دمای محیط را بیاموزد. پس از تکمیل فرآیند آموزش، الگوریتم قادر خواهد بود دمای محیط را بر اساس الگوی مدهای انتشاری تخمین بزند. مطالب ذکر شد، در ادامه با جزئیات بیشتری توضیح داده شده‌اند.

۲.۱. شبیه سازی فیبر

در گام نخست، حسگر فیبری دمایی در نرم افزار Rsoft 2019 شبیه سازی شد. محیط اطراف آن را ماده ایزوپروپانول فرا گرفته که دارای ضریب ترمو اپتیکی $-1 \times 10^{-4} \times 10^{-4} - 4/50$ است. ایزوپروپانول در بازه دمایی 83°C تا -72°C درجه سانتی گراد به صورت مایع است و ضریب شکست آن در بازه مذکور به صورت خطی تغییر می‌کند.

در نرم افزار Rsoft می‌توان طراحی قطعات را به صورت ۲ بعدی و ۳ بعدی انجام داد. ۲ بعدی هنگامی استفاده می‌شود که به دلیل وجود تقارن در قطعه اپتیکی، می‌توان صرفاً به یک برش از قطعه مذکور اکتفا کرد. در حالت ۲ بعدی سرعت پردازش بسیار بالاتر است و مدت زمان محاسبه انتشار نور بسیار کاهش پیدا می‌کند. به همین دلیل طراحی ۲ بعدی با Rsoft بسیار متداول و کاربردی است. با این وجود در این پژوهش، تمامی طراحی و شبیه سازی‌ها به صورت ۳ بعدی انجام شده تا چنانچه مدهای غیر متقارن در فیبر تشکیل شدند، بتوان آن را مشاهده و در محاسبات لحاظ کرد.

تغییرات خطی ضریب شکست این ماده با دما است [۲۱]. ایزوپروپانول نسبت به تغییرات دمایی حساس بوده و با تغییر ضریب شکست، موجب تغییر شکل مدهای درون فیبر می‌شود از طرفی، در هنگام طراحی از فیبر چند مد بدون غلاف استفاده شده که دلیل آن تماس هرچه بیشتر مغزی فیبر با ایزوپروپانول است.

در نرم افزار Rsoft جهت شبیه سازی موجبر یا فیبر، باید هر قسمت از فیبر که دچار تغییر شکل یا انحنای می‌شود را به صورت جداگانه به نرم افزار معرفی نمود. در Rsoft به هریک از این قسمت‌ها قطعه^۱ گفته می‌شود. در مجموع برای شبیه سازی فیبر نوری مذکور از ۷ قطعه استفاده شده است. هر ۷ قطعه در شکل ۵ شماره گذاری شده و مشخصات هر یک از آن‌ها در جدول ۱ به طور کامل آورده شده است.

شبیه سازی فیبر نوری، با الگو برداری از مشخصات استفاده شده در [۱۵] است. نور ورودی با طول موج ۱۵۵۰ نانومتر از سمت فیبر تک مد وارد فیبر شده و نور در طول آن منتشر می‌شود. ضریب شکست استفاده شده برای مغزی فیبر تک مد و فیبر چند مد ۱/۴۶۸۲ و ضریب شکست استفاده شده در غلاف فیبر تک مد ۱/۴۶۲۸ است. ضریب شکست محیط اطراف فیبر چند مد با توجه به ماده در برگیرنده تعیین می‌شود. برای دماهای مختلف ضریب شکست ماده محاسبه شده و لحاظ می‌شود. در ضمن طول فیبر چند مدی ۲۴۰ میکرو متر است.

پیش از شروع گام بعد، باید یک پایگاه داده از الگوی انتشار فیبر در دماهای مختلف تهیه شود. پایگاه داده مذکور به الگوریتم شناسایی الگو کمک می‌کند تا روند تغییر ظاهری الگوی انتشار را آموخته و در مواقع از قبل دیده نشده، دمای محیط را به درستی تخمین بزند. بنابراین، پایگاه داده ای حاوی ۱۰۶ عدد از الگوی انتشار فیبر، با استفاده از نرم‌افزار Rsoft، تشکیل شد. مدت زمان هر یک از شبیه سازی ها نزدیک ۳ ساعت روی یک سیستم پردازش معمولی (core-i5) به طول

انجامید که در مجموع ۳۲۰ ساعت زمان کلی شبیه سازی‌ها بوده است.

۲.۲. شناسایی الگو

برای شناسایی الگو از شبکه عصبی کمک گرفته شده است. شبکه عصبی یک مدل یادگیری ماشین است که از ساختار و عملکرد مغز انسان الهام گرفته شده است. این شبکه از لایه‌هایی از "نورون‌ها" تشکیل شده است که اطلاعات را پردازش و انتقال می‌دهند. نورون در واقع یک وزن (یک مقدار عددی) است که یک یا چند ورودی دریافت کرده، محاسباتی روی آن ورودی‌ها انجام می‌دهد (محاسباتی از جمله ضرب و جمع) و سپس خروجی را به نورون‌های دیگر ارسال می‌کند. مقدار نورون‌ها در ابتدای کار به صورت تصادفی^۲ تعیین می‌شوند. برای دریافت پاسخ قابل قبول از شبکه عصبی، نیازمند آموزش آن‌ها هستیم به همین خاطر این الگوریتم‌ها را مدل‌های یادگیری ماشین نامیده اند زیرا برای ماشین نیاز دارد تا به کمک فرآیند آموزش، بهترین مقادیر را پیدا کند. این فرآیند اجازه می‌دهد تا شبکه، بتواند الگوهای پیچیده و روابط موجود در داده‌ها را یاد بگیرد. نحوه آموزش شبکه عصبی بدین صورت است که طی یک فرآیند تکرار شونده یک ورودی به شبکه عصبی داده می‌شود. در همین مرحله از شبکه خواسته می‌شود تا به ازای ورودی داده شده، مقدار خروجی مطلوب را بدست آورد. برای مثال، در این پژوهش داده‌های ورودی الگوی تداخل مدهای انتشاری فیبر هستند و خروجی مطلوب، دمای محیط به ازای مد انتشاری مذکور است. در نهایت پس از تکرار این روند، شبکه مقدار بهینه نورون‌ها را یاد گرفته و زمانی که یک داده جدید به شبکه عصبی داده می‌شود، قادر خواهد بود مقدار مطلوب را به درستی تخمین بزند. [۱۹].

لازم به ذکر است که برای پیاده‌سازی این شبکه عصبی از کتابخانه‌های مخصوص این حوزه، از جمله Tensorflow در

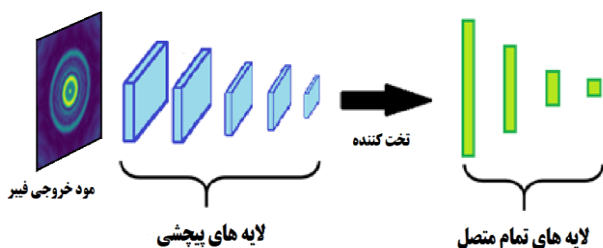
¹ Segment

² Random

شبکه مذکور عمدتاً لایه های پیچشی^۳ و تمام متصل^۴ بوده که به کمک یک لایه تخت کننده^۵ با یکدیگر ارتباط برقرار کرده اند. لازم به ذکر است که عملکرد و نحوه بکارگیری هریک از لایه های شبکه های یادگیری ژرف به همراه توضیحاتی در ارتباط با چگونگی آموزش آن‌ها در [۱۸] آورده شده است که لزومی برای تکرار آن‌ها در این مقاله دیده نمی‌شود.

پس از طی شدن فرآیند آموزش شبکه عصبی، با استفاده از پایگاه داده ساخته شده در Rsoft، سیستم قادر خواهد بود دمای محیط را با توجه به شکل ظاهری الگوی انتشار موجود در فیبر بدست آورد.

با توجه به پایگاه داده تشکیل شده در مرحله قبل، تعداد ۱۰۰ داده برای آموزش شبکه و ۶ عدد برای سنجش دقت آن دسته بندی شدند که برای راحتی کار، آن‌ها را داده‌های آموزش و آزمایش نامگذاری می‌کنیم. شبکه عصبی در حین فرآیند آموزش، به هیچ عنوان به داده‌های آزمایش دسترسی ندارد. داده‌های آزمایش فقط در زمان محاسبه دقت به شبکه داده می‌شود تا به طور واقعی بتوان از دقت آن اطمینان حاصل نمود.



شکل ۶. نمای شماتیک شبکه یادگیری ژرف جهت شناسایی الگوی انتشار نور در فیبر

زبان برنامه نویسی Python استفاده شده است. تعیین ساختار شبکه عصبی یکی از اصلی‌ترین و اساسی‌ترین بخش‌های این پژوهش محسوب می‌شود. شبکه عصبی مورد نیاز باید بر اساس قواعد یادگیری ژرف و با هدف شناسایی الگو طراحی شده باشد. ساختار شبکه عصبی با الهام گرفتن از شبکه یادگیری ژرف AlexNet بوده که در [۱۷] توضیح داده شده است.

AlexNet در واقع یک شبکه عصبی است که برای اولین بار در سال ۲۰۱۲ در چالش ImageNet معرفی شد. هدف این چالش، معرفی روشی برای تشخیص ۱۰۰۰ دسته از حیوانات و اشیا از روی تصاویر بود. شبکه عصبی AlexNet از تعدادی لایه‌ی پیچشی برای استخراج ویژگی‌های^۱ تصویر استفاده کرده و سپس با تعدادی لایه‌های تمام متصل^۲ نوع ویژگی‌ها به یک دسته نسبت می‌دهد. به زبان ساده، شبکه AlexNet سعی می‌کند تا دریابد که چه ویژگی‌هایی در تصویر، به یک دسته خاص تخصص دارد. در این پژوهش نیز از لایه‌بندی و ترتیبی استفاده شده در AlexNet برای شناسایی الگوی حسگر استفاده شده است [۲۲].

مشخصات شبکه پیشنهادی اما با AlexNet تفاوت‌هایی دارد. ابتدا چند لایه پیچشی در شبکه قرار گرفته است تا به اشکال و حالت‌های موجود در تصویر حساس شوند. لایه‌های اولیه معمولاً به خطوط و حاشیه‌ها حساس می‌شوند و در لایه‌های بعد، حساسیت به قسمت‌های منحصر به فرد تصویر متمرکز می‌شود. یکی از تفاوت‌های اصلی شبکه پیشنهادی با AlexNet در نوع لایه پیچشی است. داده‌های خروجی نرم افزار Rsoft به صورت ماتریس‌های ۳ بعدی بوده، بنابراین لایه‌های پیچشی استفاده شده در شبکه پیشنهادی، بر خلاف AlexNet به صورت ۳ بعدی به کار گرفته شده‌اند.

مشخصات شبکه پیشنهادی با AlexNet تفاوت‌هایی دارد که در جدول ۲ مختصراً آورده شده است. لایه های به کار رفته در

³ Convolutional Layers
⁴ Fully Connected Layers
⁵ Flatten Layer

¹ Features
² Fully-connected

جدول ۱. مشخصات ابعادی شبیه سازی فیبر نوری

شماره قطعه	توضیحات	قطردهانه ورودی (μm)	قطردهانه خروجی (μm)	طول (μm)
۱	مغزی فیبر تک مد	۵	۵	۲۵
۲	غلاف فیبر چند مد	۴۰	۴۰	۲۵
۳	فیبر چند مد بدون انحنا ۱	۴۰	۴۰	۵۰
۴	فیبر چند مد مخروط شده ۱	۴۰	۵	۵۰
۵	فیبر چند مد بدون انحنا ۲	۵	۵	۲۰
۶	فیبر چند مد مخروط شده ۲	۵	۴۰	۵۰
۷	فیبر چند مد بدون انحنا ۳	۴۰	۴۰	۵۰

جدول ۲. معماری شبکه پیشنهادی

نام لایه	مشخصات لایه (پیکسل)	ابعاد تصویر (پیکسل)	تعداد پارامترهای محاسباتی
ورودی	-	$400 \times 400 \times 125$	-
پیشگی ۱	تعداد فیلتر = ۱۰ ابعاد = $30 \times 30 \times 20$ تابع فعالسازی = ReLU	$371 \times 371 \times 106$	۱۸۰۰۱۰
انتلاف ۱	اندازه = ۲ تعداد فیلتر = ۴۰	$185 \times 185 \times 53$	-
پیشگی ۲	ابعاد = $25 \times 25 \times 10$ تابع فعالسازی = ReLU	$161 \times 161 \times 44$	۲۵۰۰۰۴۰
انتلاف ۲	اندازه = ۲ تعداد فیلتر = ۸۰	$80 \times 80 \times 22$	-
پیشگی ۳	ابعاد = $15 \times 15 \times 1$ تابع فعالسازی = ReLU	$66 \times 66 \times 22$	۷۲۰۰۸۰
انتلاف ۳	اندازه = ۲ تعداد فیلتر = ۱۸۰	$33 \times 33 \times 11$	-
پیشگی ۴	ابعاد = $7 \times 7 \times 1$ تابع فعالسازی = ReLU	$27 \times 27 \times 11$	۷۰۵۷۸۰
انتلاف ۴	اندازه = ۲ تعداد فیلتر = ۲۵۰	$33 \times 33 \times 11$	-
پیشگی ۵	ابعاد = $5 \times 5 \times 1$ تابع فعالسازی = ReLU	$9 \times 9 \times 5$	۱۱۲۵۲۵۰

-	$1 \times 1 \times 1$	اندازه = ۵	انتلاف ۵
-	۲۵۰	-	تخت کننده
۶۲۷۵۰	۲۵۰	اندازه = ۲۵۰ تابع فعالسازی = ReLU	تمام متصل ۱
۲۵۱۰۰	۱۰۰	اندازه = ۱۰۰ تابع فعالسازی = خطی	تمام متصل ۲
۱۵۱۵	۱۵	اندازه = ۱۵ تابع فعالسازی = خطی	تمام متصل ۳
۱۶	۱	اندازه = ۱ تابع فعالسازی = خطی	تمام متصل ۴

۳. نتایج

جهت آموزش شبکه عصبی مبتنی بر یادگیری ژرف پایگاه داده‌ای از مدهای خروجی در دماهای مختلف بدست آمده بود. یک نمونه از دیتا های شبیه سازی شده در شکل ۷ و شکل ۹ نمایش داده شده اند. شکل ۷ برش افقی و شکل ۹ برش عمودی در طول های متفاوت از فیبر چند مدی باریک شده را در دمای ۵۶- نشان می دهند. شکل ۸ انتشار نور در فیبر چند مدی را نشان می دهد و همانگونه که واضح است در باریکترین ناحیه نیز انتشار به خوبی انجام می شود.

همانطور که در بخش ۲.۲ توضیح داده شد، شبکه‌های عصبی نیازمند آموزش هستند. آموزش در واقع یک بهینه سازی است. شبکه عصبی مجموعه‌ای از وزن‌هاست که در لحظه اول به صورت تصادفی تعیین می شوند. مدهای انتشاری شبیه‌سازی شده به عنوان داده ورودی به شبکه عصبی داده می شوند. سپس شبکه دمای محیط را تخمین می زند، از آنجایی که مقادیر اولیه وزن‌ها تصادفی است، خروجی شبکه عصبی با خروجی مطلوب (دمای واقعی محیط) متفاوت خواهد بود. برای اینکه بفهمیم خروجی شبکه با خروجی مطلوب به چه میزان تفاوت دارد از تابع هزینه استفاده می شود. ۱۰۶ تصویر به عنوان ماتریس سه بعدی که هر کدام منطبق بر یک الگوی تداخلی مد ها مربوط به

یک دمای خاص است برای آموزش به شبکه عصبی داده می شود. پس از طی فرایند هر الگویی که به سیستم داده شود قادر به تشخیص دمای آن خواهد بود.

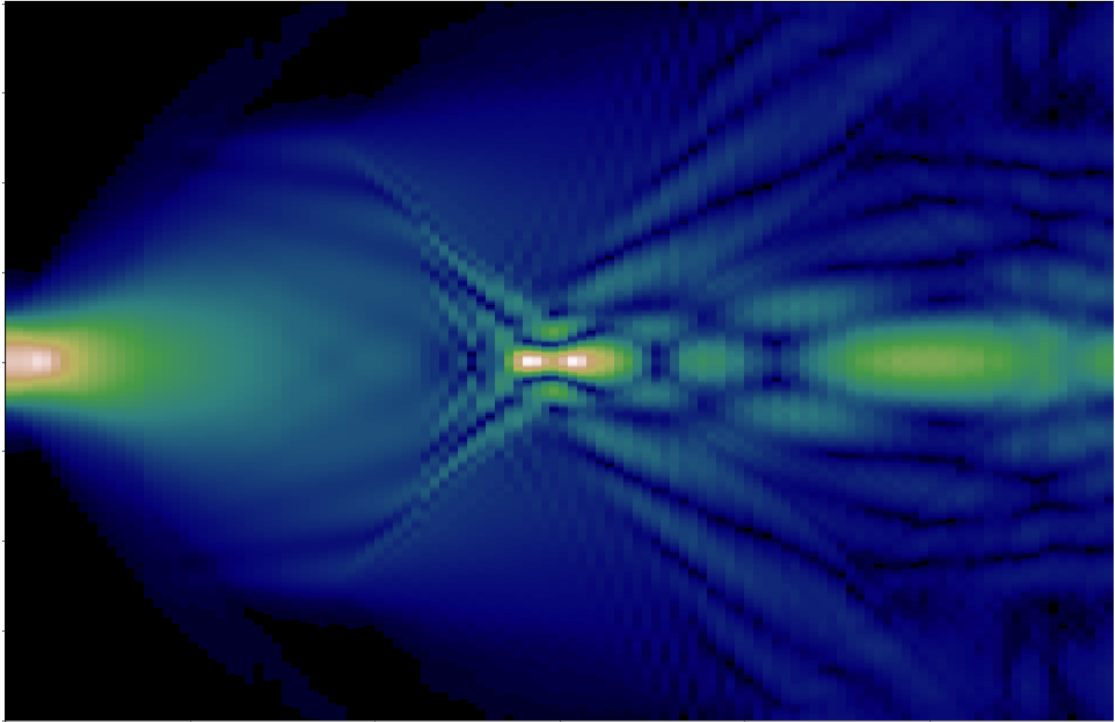
در این پژوهش هدف این است که با ورود داده به شبکه، دقیق ترین دمای ممکن حدس زده شود. دماها می توانند اعشاری مثبت و منفی باشند. یکی از معروف ترین و پر کاربردترین توابع هزینه که در کاربردهای بسیاری امتحان شده تابع خطای میانگین مربعات^۱ است. تابع توسط رابطه

$$MSE = \frac{1}{s} \sum_{i=1}^s (y_i - \hat{y}_i)^2 \quad (1)$$

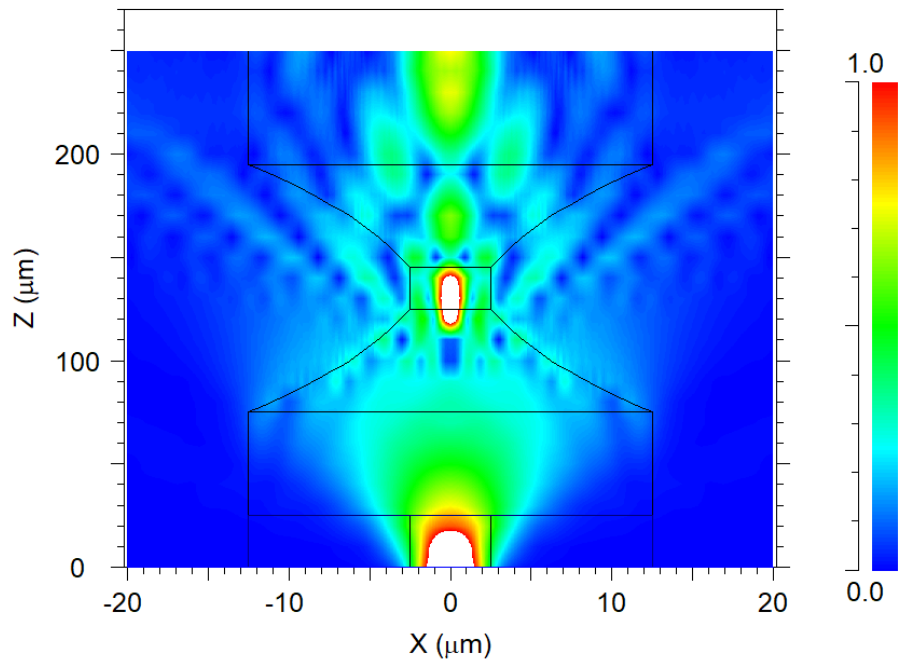
تعریف می شود. به طوریکه y_i مقداری است که شبکه باید آن را حدس می زد و \hat{y}_i مقداری است که شبکه حدس زده است. s نیز همانطور که مشخص است تعداد داده‌های ورودی می باشد [۲۳].

تابع هزینه خطای میانگین مربعات با وجود عملکرد خوبی که از خود نشان داده است در مواجهه با خطاها یا اختلاف‌های بزرگ مقادیر بسیار بزرگی را به عنوان خروجی بر می گرداند که همین امر ممکن است در فرآیند یادگیری ایجاد اختلال نماید. به

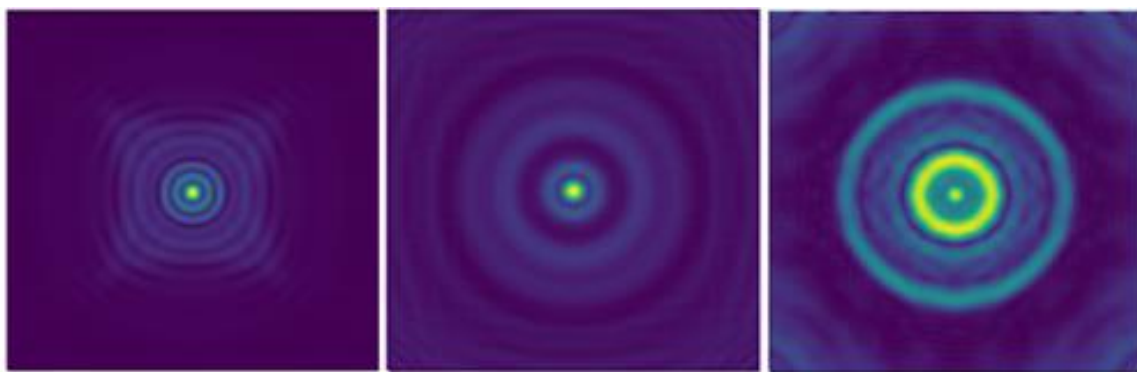
¹ Mean Square Error (MSE)



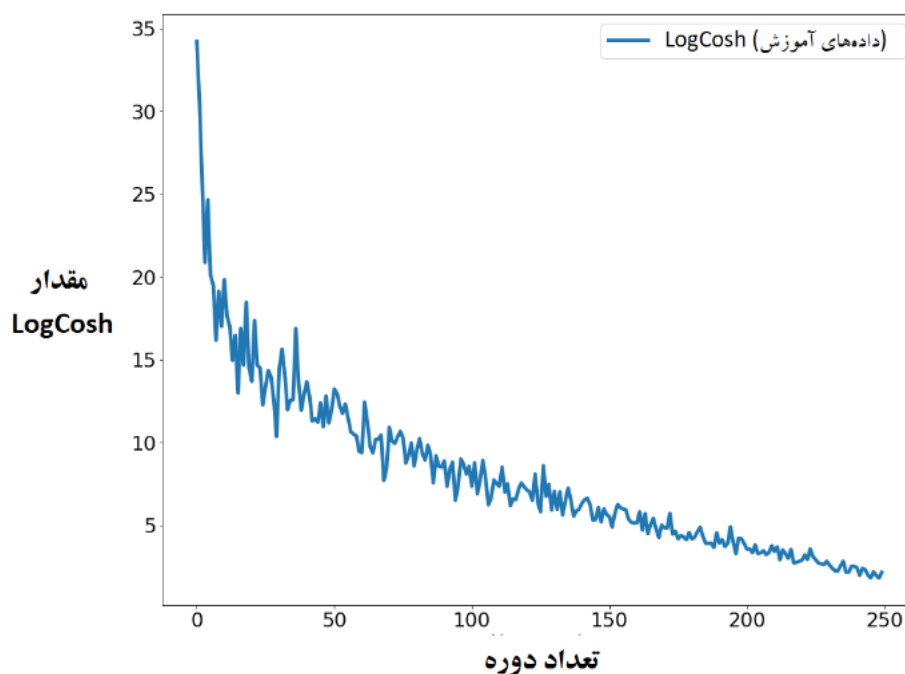
شکل ۷. برش افقی از نور منتشر شده در دمای -56 درجه سانتی‌گراد



شکل ۸. تطبیق برش افقی نور منتشر شده و فیبر شبیه سازی شده در نرم افزار Rsoft



شکل ۹. برش عمودی از الگوی مدهای تشکیل شده در فیبر نوری در دمای ۸۲ درجه سانتی گراد. الف) برش عمودی در انتهای فیبر (۱۱۰ μm) (Z=۲۴۰) ب) برش عمودی در قسمت مخروطی فیبر (۱۶۰ μm) (Z=۱۶۰) ج) برش عمودی قبل از قسمت مخروطی فیبر (۱۱۰ μm) (Z=۱۱۰)



شکل ۱۰. خطای نهایی شبکه عصبی در هر دوره از یادگیری

$$LogCosh = \sum_{i=1}^s \log(\cosh(y_i - \hat{y}_i)) \quad (2)$$

از آنجایی که LogCosh خطای شبکه عصبی در نظر گرفته می‌شود بنابراین هرچه مقدار خطا کمتر باشد، شبکه به دقت بهتری رسیده و عملکرد مناسبتری از خود به نمایش

همین خاطر یک تابع هزینه دیگر تحت عنوان لگاریتم کسینوس‌هایپربولیک یا LogCosh استفاده می‌شود. این تابع هزینه برای مقادیر کوچک با $x^2/2$ و برای مقادیر بزرگ با $|x| - \log(2)$ برابر است. یعنی به طور کلی می‌توان LogCosh را مشابه MSE دانست با این تفاوت که توسط نتایج غلط بزرگ، شدیداً تحت تأثیر قرار نمی‌گیرد [۲۳].

که استفاده از یادگیری ژرف در ساختار حسگر دمایی فیبر نوری امکان پذیر بوده و دقت قابل قبولی دارد.

نتیجه گیری

بنابراین، در این مقاله سیستمی طراحی شد که با استفاده از یادگیری ژرف و حسگر دمایی فیبر نوری مقدار دمای محیط را تخمین می‌زند. از مزیت این سیستم می‌توان به کاهش هزینه پیاده سازی اشاره کرد. در سیستم‌های متداول، مقدار تغییرات محیط به کمک جابه‌جایی در طیف و یک طیف سنج آشکار می‌شود. در این سیستم تشخیص دما با استفاده از تغییر شکل مدهای درون فیبر بوده و نیاز به طیف از میان برداشته شده است. همچنین، استفاده از الگوی تداخل مدها در ابزار، دینامیک ابزار نیز در نظر گرفته شده است.

می‌گذارد. این خطا به معنای حساسیت حسگر نیست، بلکه این خطا به معنای آن است که شبکه عصبی موفق شده تا به یک ارتباط بهینه بین مد انتشاری و دمای محیط دست پیدا کند. به بیانی دیگر، خطای کم در رابطه ۲ نشانگر آن است که با داشتن مد انتشاری، می‌توان دمای محیط را بدست آورد. در اینجا لازم به ذکر است که به هر مرتبه تکرار فرآیند آموزش، «دوره» نیز گفته می‌شود که برای آموزش شبکه مذکور ۲۵۰ دوره در نظر گرفته شد. برای اطمینان خاطر از نتیجه، این روند چندین بار تکرار شد تا بهینه ترین حالت بدست آید. خطای بدست آمده در هر دوره، برای یکی از این فرآیندها در شکل ۱۰ نمایش داده شده است. در نهایت سیستم شناسایی الگو مبتنی بر یادگیری ژرف، پس از انجام فرآیند یادگیری موفق شد در بهترین حالت با مقدار خطایی در حدود ۲ دمای محیط را بدست آورد. از این رو، می‌توان بیان داشت

مراجع

1. W.H. Tsai, and C.J. Lin, "A novel structure for the intrinsic Fabry-Perot fiber-optic temperature sensor," *Journal of Lightwave Technology*, vol.19, pp.682-686, 2001.
2. H. Zhang, M. Zhang, J. Kang, X. Zhang, and J. Yang, "High sensitivity fiber-optic strain sensor based on modified microfiber-assisted open-cavity Mach-Zehnder interferometer," *Journal of Lightwave Technology*, vol. 39, pp.4556-4563, 2021.
3. T. Allsop, and R. Neal, "A review: Application and implementation of optic fibre sensors for gas detection," *Sensors*, vol. 21, p.6755, 2021.
4. Y. Xu, P. Lu, L. Chen and X. Bao, "Recent developments in micro-structured fiber optic sensors," *Fibers*, vol. 5, p. 3, 2017.
5. I. Floris, J. M. Adam, P. A. Calderón, and S. Sales, "Fiber optic shape sensors: A comprehensive review," *Optics and Lasers in Engineering*, vol.139, p.106508, 2021.
6. K. Hill, Y. Fujii, D. C. Johnson and B. Kawasaki, "Photosensitivity in optical fiber waveguides: Application to reflection filter fabrication," *Applied physics letters*, vol. 32, pp. 647-649, 1978.
7. B. Lee, S. Roh, and J. Park, "Current status of micro-and nano-structured optical fiber sensors," *Optical Fiber Technology*, vol. 15, pp.209-221, 2009.
8. V. Bhardwaj, K. Kishor, and A. C. Sharma, "Tapered optical fiber geometries and sensing applications based on Mach-Zehnder Interferometer: A review," *Optical Fiber Technology*, vol. 58, p.102302, 2020.
9. J. Zhou, Y. Wang, C. Liao, B. Sun, J. He, G. Yin, S. Liu, Z. Li, G. Wang, X. Zhong, and J. Zhao, "Intensity modulated refractive index sensor based on optical fiber Michelson interferometer. *Sensors and Actuators B: Chemical*, " vol. 208, pp.315-319, 2015.
10. Q. Yu, and X. Zhou, "Pressure sensor based on the fiber-optic extrinsic Fabry-Perot interferometer. *Photonic Sensors*, " vol. 1, pp.72-83, 2011.
11. T. Allsop, R. Reeves, D. J. Webb, I. Bennion and R. Neal, "A high sensitivity refractometer based upon a long period grating Mach-Zehnder interferometer," *Review of scientific instruments*, vol. 73, pp. 1702-1705, 2002.
12. J. M. Corres, F. J. Arregui and I. R. Matias, "Design of humidity sensors based on tapered optical fibers," *Journal of Lightwave technology*, vol. 24, pp. 4329-4336, 2006.

-
13. Y. Xue, Y.-S. Yu, R. Yang, C. Wang, C. Chen, J.-C. Guo, X.-Y. Zhang, C.-C. Zhu and H.-B. Sun, "Ultrasensitive temperature sensor based on an isopropanol-sealed optical microfiber taper," *Optics letters*, vol. 38, pp. 1209-1211, 2013.
 14. H. Su, Y. Zhang, Y. Zhao, K. Ma and J. Wang, "Isopropanol-sealed multimode microfiber for temperature sensing," *Optical Fiber Technology*, vol. 51, pp. 1-5, 2019.
 15. J. Wang, Y. Chen, S. Hao, X. Peng and L. Hu, "Deep learning for sensor-based activity recognition: A survey," *Pattern Recognition Letters*, vol. 119, pp. 3-11, 2019.
 16. A. R. Cuevas, M. Fontana, L. Rodriguez-Cobo, M. Lomer and J. M. Lopez-Higuera, "Machine learning for turning optical fiber specklegram sensor into a spatially-resolved sensing system. Proof of concept," *Journal of Lightwave Technology*, vol. 36, pp. 3733-3738, 2018.
 17. Krizhevsky, A., Sutskever, I., & Hinton, G. E. (2012). Imagenet classification with deep convolutional neural networks. *Advances in neural information processing systems*, 25.
 18. Goodfellow, I., Bengio, Y., & Courville, A. (2016). *Deep learning*. MIT press.
 19. Kufel, J., Bargieł-Łączek, K., Kocot, S., Koźlik, M., Bartnikowska, W., Janik, M., ... & Gruszczyńska, K. (2023). What is machine learning, artificial neural networks and deep learning?—Examples of practical applications in medicine. *Diagnostics*, 13(15), 2582.
 20. Takeda, H., Farsiu, S., & Milanfar, P. (2007). Kernel regression for image processing and reconstruction. *IEEE Transactions on image processing*, 16(2), 349-366.
 21. Wang, C. C., Tan, J. Y., Jing, C. Y., & Liu, L. H. (2018). Temperature-dependent optical constants of liquid isopropanol, n-butanol, and n-decane. *Applied optics*, 57(12), 3003-3011.
 22. Bangar. S. (2022) AlexNet Architecture Explained. [Online]. Available: <https://medium.com/@siddheshb008/alexnet-architecture-explained-b6240c528bd5> [Accessed 15-June-2024]
 23. "Losses," Keras: the Python deep learning API, [Online]. Available: <https://keras.io/api/losses/> [Accessed 15-June-2024].