

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

آرمین اسکندری نسب و مهدی تاج‌الدینی*

گروه فوتونیک، دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته، کرمان

*پست الکترونیکی: m.tajaldini@kgut.ac.ir

(دریافت مقاله: ۱۴۰۳/۰۱/۲۹؛ دریافت نسخه نهایی: ۱۴۰۳/۰۳/۳۰)

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 سه‌بعدی انتشار نور در طول فیبر نوری و تعیین دمای محیط استفاده می‌کند. به عبارتی دیگر، تغییر دمای محیط، ضریب شکست ایزوپروپانول را تغییر داده و موجب تغییر شکل ظاهری الگوی تداخل مدهای انتشاری درون فیبر نوری می‌شود که شناسایی الگو مبتنی بر یادگیری ژرف تغییرات ظاهری انتشار نور را تشخیص داده و دمای محیط را به شکل بهینه تخمین می‌زند. در این راستا، فیبر نوری مذکور، توسط نرم افزار آر سافت برای ۱۰۶ دمای مختلف شبیه‌سازی شده و الگوهای انتشار سه بعدی آنها به دست آمده است. از گردآوری الگوهای شبیه‌سازی شده، پایگاه داده کاملی از نور منتشره برای بازه دمایی ۷۳- الی ۸۲ درجه سانتی‌گراد، 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 سامانه شناسایی الگو آموزش داده می‌شود. شناسایی الگوی استفاده شده در این مقاله، با الهام گرفتن از شبکه الگوسنت طراحی شده و می‌تواند دمای محیط را با خطای حداقل مقدار میانگین مربعات ۲ به دست آورد.

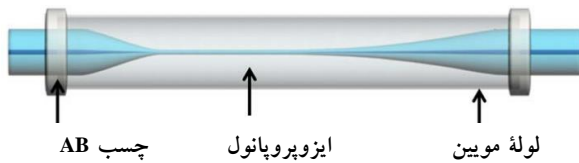
واژه‌های کلیدی: حسگر دمایی فیبر نوری، ایزوپروپانول، یادگیری ژرف، شناسایی الگو، آر سافت

۱. مقدمه

عمران در سازه‌های عظیم ساختمانی و راه‌سازی، در حوزه شیمی در کنترل فرایندهای شیمیایی و سایر حوزه‌ها مثال زد [۴] و [۵]. در سال ۱۹۷۸، هیل و همکاران یکی از اولین افرادی بودند که با استفاده از توری فیبر ساختاری برای حسگرهای فیبری پیشنهاد دادند [۶].

رفته رفته با گذشت زمان، ساختارها و سازوکارهای تازه‌ای برای حسگرهای فیبر نوری معرفی شد. سازوکار تداخل‌سنجی و حسگرهای فیبری میکروساختار از

موضوع حسگرهای فیبر نوری برای اولین بار از اوایل دهه ۷۰ میلادی مطرح شد. این حسگرها برای اندازه‌گیری پارامترهای مختلفی چون دما، کشش، فشار، ولتاژ، گازهای شیمیایی، چرخش، لرزش، خمش و ... طراحی شده‌اند [۱-۳]. به عنوان نمونه، کاربردهای حسگرهای فیبری را می‌توان به طور گسترده در حوزه پزشکی در دستگاه کنترل علائم حیاتی، در حوزه



شکل ۱. لوله موئین و محل قرارگیری ایزوپروپانول [۵].

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 سال ۲۰۱۹، هوآی بین 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 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 است که از دو طرف توسط یک فیبر نوری تک مد 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 $1/3766$ الی $1/3631$ تغییر می‌کند. با تغییر دمای محیط، ضریب شکست ایزوپروپانول افزایش پیدا کرده و موجب پدید آمدن جابه‌جایی در طیف عبوری نور شده و می‌توان به کمک جابه‌جایی مذکور، میزان تغییرات دمای محیط را تخمین زد [۱۴].

ساختارهای پر طرفدار پیشنهادی در سال‌های اخیر هستند [۷]. در ساختارهایی که به صورت تداخل‌سنجی عمل می‌کنند مثل تداخل‌سنج ماخ-زندر^۱ [۸]، مایکلسون [۹] و فابری پرو [۱۰] عموماً مسیر نور به دو قسمت تقسیم می‌شود. یک مسیر از محیط مورد بررسی عبور می‌کند و پس از تأثیر پذیرفتن از محیط (تأثیر ناشی از تغییر دما، کشش، فشار و ...) با مسیر اول که در برگرفته نور بدون تغییر است، جفت می‌شود. تأثیرات محیط عموماً به صورت اختلاف فاز بوده که در هنگام جفت شدن با مسیر اولیه می‌توان مقدار تغییرات و در نتیجه میزان عوامل فیزیکی محیط را محاسبه کرد. در سال ۲۰۰۲، آلسوپ و همکاران یکی از اولین نمونه‌های حسگر فیبر نوری مبتنی بر تداخل‌سنج ماخ-زندر را پیشنهاد دادند [۱۱].

با پیشرفت فناوری، امکان اصلاحات میکروساختاری در فیبرها فراهم شد و فیبرها کاربرد بیشتری پیدا کردند. در سال ۲۰۰۶، کورس و همکاران 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 نشانی روی قسمت باریک شده، دقت حسگر را افزایش دهند [۱۲].

حسگرهای دمایی ایزوپروپانول نوعی از حسگرهای فیبر نوری باریک شده^۲ 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 اندازه‌گیری دمای محیط استفاده می‌کرد [۱۳]. فیبر نوری به صورت باریک شده درآمده و ایزوپروپانول درون ناحیه‌ای تحت عنوان لوله موئین^۳ قرار گرفته که در برگرفته مغزی و غلاف نازک شده فیبر است. لوله موئین و محل قرارگیری ایزوپروپانول در شکل ۱ نمایش داده شده است.

۱. Mach-Zehnder

۲. Tapered Optical Fiber

۳. Capillary Tube

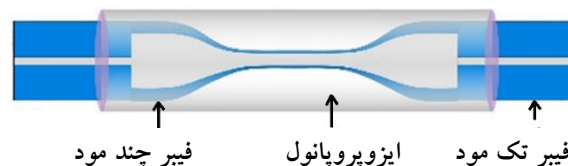
آماری است که با آموختن از داده‌ها، عملکردهای پیچیده را تخمین می‌زند [۱۵].

فرایند 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 برای کاربرهای 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 کند. در پژوهش کنونی، روش بسیار مشابه با مورد بیان شده است، با این تفاوت که هدف ما رسیدن به دمای محیط از روی تصاویر (شکل و ظاهر) مدهای انتشاری درون فیبر است. برای اطلاع از جزئیات و ریاضیات حاکم بر این روش به مرجع [۱۶] مراجعه فرمایید.

شناسایی الگو در ادغام با داده‌های استخراج شده از حسگرها، می‌تواند به حسگرهایی با عملکرد پیچیده منجر شود. در سال ۲۰۱۷، وانگ و همکاران با ایجاد ارتباط بین حسگرهای موجود در ابزارک‌های 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 را تعیین کند [۱۷].

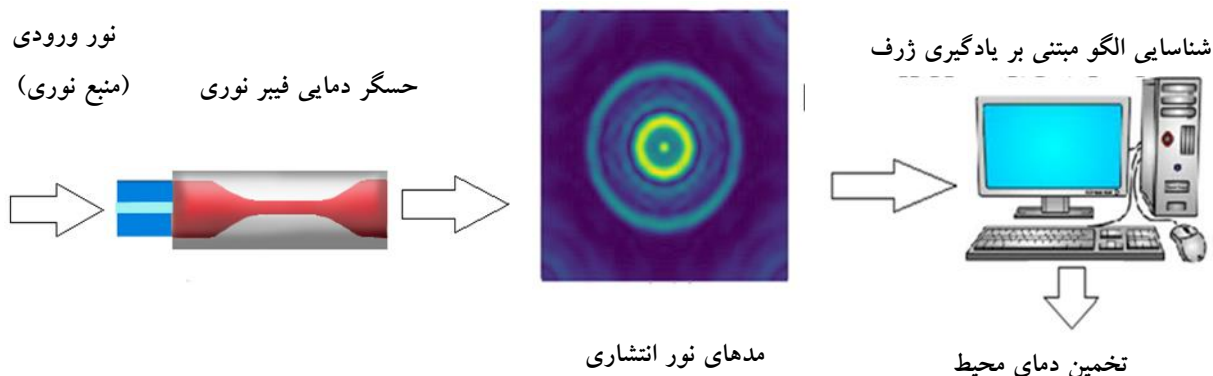


شکل ۰۲. حسگر دمایی فیبر نوری ایزوپروپانول پیشنهادی هوآی بین [۱۴].

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

از 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 است. شناسایی الگو به فرایند پیدا کردن و تشخیص الگو یا نظم موجود در مجموعه داده‌ها گفته می‌شود. امروزه سامانه‌های شناسایی الگو با بهره‌گیری از یادگیری ژرف به حدی از دقت دست پیدا کرده‌اند که با سامانه‌های 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^۱ از داده‌ها، استفاده می‌کند. در بیان کلی، یادگیری ماشین مجموعه‌ای از ابزارهای



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

می‌شود. این فرایند در شکل ۳ به نمایش درآمده است.

۲. مراحل پیاده‌سازی

پیاده‌سازی این پژوهش را می‌توان به دو بخش اساسی تقسیم بندی کرد: بخش شبیه‌سازی فیبر و بخش شناسایی الگو. به طور اجمالی، ابتدا حسگر فیبر نوری در نرم افزار آرسافت^۲ ۲۰۱۹ شبیه سازی می‌شود. در این شبیه‌سازی، نور با طول موج معین وارد فیبر شده و برای دماهای محیطی متفاوت، مدهای انتشاری شبیه‌سازی و ذخیره می‌شوند. به بیانی دیگر، نرم افزار آرسافت 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 آرسافت صورت نگرفته است

در گام بعد، با استفاده از زبان برنامه‌نویسی پایتون و کتابخانه‌های مربوطه، مدل هوش مصنوعی مشابه با مدل آکسنت پیاده‌سازی شده و از داده‌های شبیه‌سازی 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 فرایند آموزش، الگوریتم قادر خواهد بود دمای محیط را بر اساس الگوی مدهای انتشاری تخمین بزند. مطالب ذکر شده، در ادامه با جزئیات بیشتری توضیح داده شده‌اند.

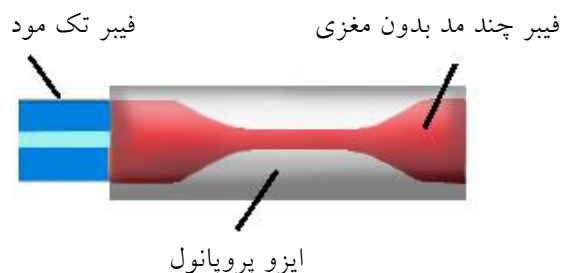
در این پژوهش، به جای تمرکز بر جابه‌جایی‌های به وجود آمده در طیف، بر شکل ظاهری تداخل مدهای درون مغزی حسگر فیبر نوری تمرکز شده است. با این کار، نیاز سامانه‌های حسگری فیبر نوری به وجود طیف‌سنج از بین رفته و می‌توان هزینه نهایی استفاده از آنها را کاهش داد. همچنین، با در نظر گرفتن الگوی انتشار در خود ابزار، بر خلاف لکه‌های نوری^۱ 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 چند مد 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 [۱۸]. در پژوهش کنونی نیز جهت بهبود عملکرد تشخیص تغییرات ظاهری مدها، از شناسایی الگو مبتنی بر یادگیری ژرف استفاده شده است.

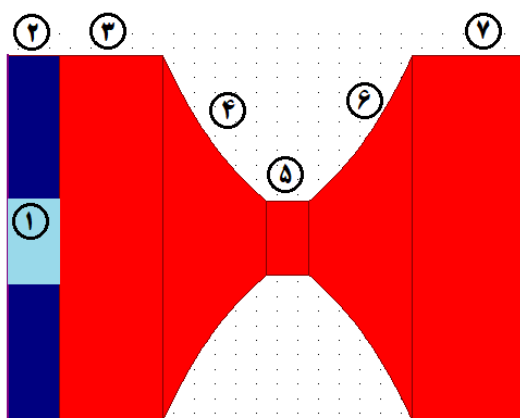
حسگر دمایی پیشنهادی شامل یک فیبر نوری باریک شده بوده که توسط ماده ایزوپروپانول احاطه شده است. تغییر دمای محیط، تغییراتی در شکل ظاهری انتشار نور (در اثر تداخل مدها) درون فیبر داده و تحت عنوان مدهای نور انتشاری به نمایش درآمده است. مدهای انتشار فیبر با استفاده از شناسایی الگو مبتنی بر یادگیری ژرف تجزیه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

۱. Speckles

۲. R soft



شکل ۴. طرحواره 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 شبیه‌سازی 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 شماره‌گذاری شده در جدول ۱ توضیح داده شده‌اند.

از طرفی، در هنگام طراحی از فیبر چند مد بدون غلاف استفاده شده مطابق شکل ۴ که دلیل آن تماس هرچه بیشتر مغزی فیبر با ایزوپروپانول است.

در نرم افزار آر سافت جهت شبیه‌سازی موجبر یا فیبر، باید هر قسمت از فیبر را که دچار تغییر شکل یا انحنای می‌شود به صورت جداگانه به نرم افزار معرفی کرد. در آر سافت به هریک از این قسمت‌ها قطعه^۱ گفته می‌شود. در مجموع برای شبیه‌سازی 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.

۲. ۱. شبیه‌سازی فیبر

در گام نخست، حسگر فیبری دمایی در نرم افزار آر سافت ۲۰۱۹ شبیه‌سازی شد. محیط اطراف آن را ماده ایزوپروپانول فرا گرفته که ضریب ترمواپتیکی آن $10^{-4} \times 5/4 - C^{-1}$ است. ایزوپروپانول در بازه دمایی ۸۳ تا ۷۲- درجه سانتی‌گراد به صورت مایع است و ضریب شکست آن در بازه مذکور به صورت خطی تغییر می‌کند.

در نرم افزار آر سافت 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 آر سافت بسیار متداول و کاربردی است. با این وجود در این پژوهش، تمامی طراحی و شبیه‌سازی‌ها به صورت ۳ بعدی انجام شده تا چنانچه مدهای نامتقارن در فیبر تشکیل شدند، بتوان آن را مشاهده و در محاسبات لحاظ کرد.

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 می‌کند. 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 ترمواپتیکی بالا (ایزوپروپانول) فرا گرفته است. دلیل استفاده از ایزوپروپانول در این پژوهش و برخی پژوهش‌های مشابه مانند مرجع [۱۴]، تغییرات خطی ضریب شکست این ماده با دما است [۱۹]. ایزوپروپانول نسبت به تغییرات دمایی حساس بوده و با تغییر ضریب شکست، موجب تغییر شکل مدهای درون فیبر می‌شود.

جدول ۱. مشخصات ابعادی شبیه‌سازی فیبر نوری.

شماره قطعه	توضیحات	قطر دهانه ورودی (μm)	قطر دهانه 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

شبیه‌سازی فیبر نوری، با الگو برداری از مشخصات استفاده شده در [۱۵] است. نور ورودی با طول موج 1550° 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 $1/4682$ و ضریب شکست استفاده شده در غلاف فیبر تک مد $1/4628$ 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 240 میکرومتر است.

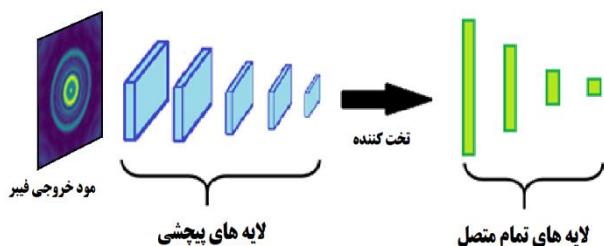
پیش از شروع گام بعد، باید یک پایگاه داده از الگوی انتشار فیبر در دماهای مختلف تهیه شود. پایگاه داده مذکور به الگوریتم شناسایی الگو کمک می‌کند تا روند تغییر ظاهری الگوی انتشار را آموخته و در مواقع از قبل دیده نشده، دمای محیط را به درستی تخمین بزند. بنابراین، پایگاه داده‌ای حاوی 106 عدد از الگوی انتشار فیبر، با استفاده از نرم‌افزار آرسافت، تشکیل شد. مدت زمان هر یک از شبیه‌سازی‌ها نزدیک 3 ساعت روی یک سامانه پردازش معمولی (core-i5) به طول انجامید که در مجموع 320 ساعت زمان کلی شبیه‌سازی‌ها 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 تعیین می‌شوند. برای دریافت پاسخ قابل قبول از شبکه عصبی، نیازمند آموزش آنها هستیم. به همین خاطر، این الگوریتم‌ها را مدل‌های یادگیری ماشین نامیده‌اند؛ زیرا ماشین نیاز دارد تا به کمک فرایند آموزش، بهترین مقادیر را پیدا کند. این فرایند 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 فرایند 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 به دست 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



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

شبکه مذکور عمدتاً لایه‌های پیچشی و تمام متصل بوده که به کمک یک لایه تخت کننده با یکدیگر ارتباط برقرار کرده‌اند. لازم به ذکر است که عملکرد و نحوه به کارگیری هریک از لایه‌های شبکه‌های یادگیری ژرف به همراه توضیحاتی در ارتباط با چگونگی آموزش آنها در [۱۵] آورده شده است که لزومی برای تکرار آنها در این مقاله دیده نمی‌شود.

پس از طی شدن فرایند آموزش شبکه عصبی، با استفاده از پایگاه داده ساخته شده در آر سافت، سامانه قادر خواهد بود دمای محیط را با توجه به شکل ظاهری الگوی انتشار موجود در فیبر به دست 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. برای راحتی کار، آنها را داده‌های آموزش و آزمایش نامگذاری می‌کنیم. شبکه عصبی در حین فرایند 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 کرد.

۳. نتایج

جهت آموزش شبکه عصبی مبتنی بر یادگیری ژرف پایگاه داده‌ای از مدهای خروجی در دماهای مختلف به دست آمده بود.

کتابخانه‌های مخصوص این حوزه، از جمله تن سورت فلو^۱ در زبان برنامه نویسی پایتون 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 آکس نت بوده که در توضیح داده شده است [۲۰].

آکس نت در واقع یک شبکه عصبی است که برای اولین بار در سال ۲۰۱۲ در چالش ایمپجنت^۲ معرفی شد. هدف این چالش، معرفی روشی برای تشخیص ۱۰۰۰ دسته از حیوانات و اشیا از روی تصاویر بود. شبکه عصبی آکس نت از تعدادی لایه پیچشی برای استخراج ویژگی‌های تصویر استفاده کرده و سپس با تعدادی لایه‌های تمام متصل، نوع ویژگی‌ها به یک دسته نسبت می‌دهد. به زبان ساده، شبکه آکس نت 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 آکس نت برای شناسایی الگوی حسگر استفاده شده است [۲۰].

مشخصات شبکه پیشنهادی با آکس نت 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 آکس نت در نوع لایه پیچشی است. داده‌های خروجی نرم افزار آر سافت به صورت ماتریس‌های ۳ بعدی بوده، بنابراین لایه‌های پیچشی استفاده شده در شبکه پیشنهادی، برخلاف آکس نت به صورت ۳ بعدی به کار گرفته شده‌اند.

مشخصات شبکه پیشنهادی با آکس نت تفاوت‌هایی دارد که در جدول ۲ مختصراً آورده شده است. لایه‌های به کار رفته در

۱. Tensorflow

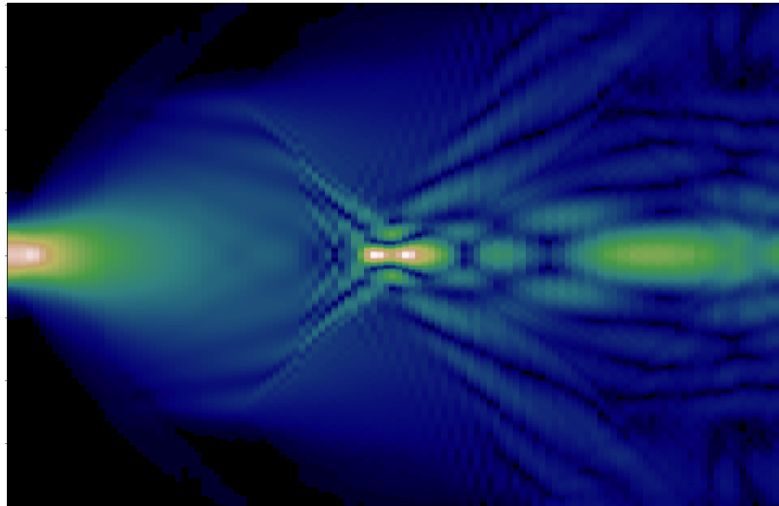
۲. ImageNet

جدول ۲. معماری شبکه پیشنهادی.

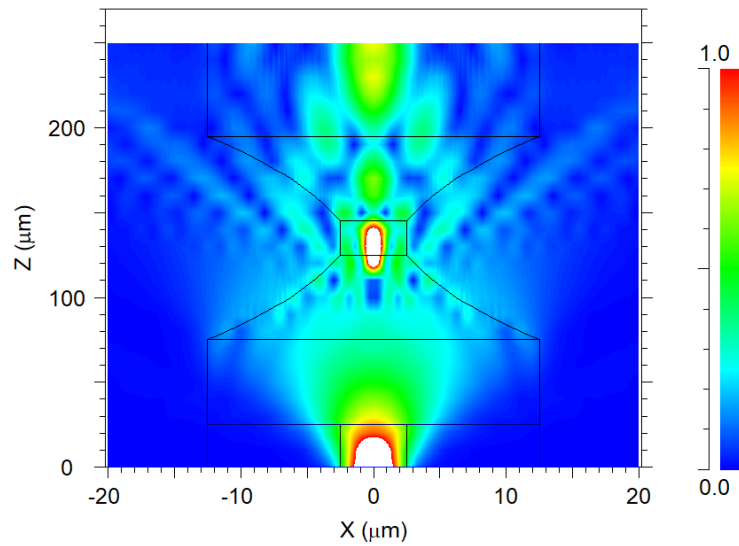
نام لایه	مشخصات لایه (پیکسل)	ابعاد تصویر (پیکسل)	تعداد پارامترهای محاسباتی
ورودی	-	$400 \times 400 \times 125$	-
پیشگی ۱	ابعاد = $30 \times 30 \times 20$ تابع فعال سازی = ReLU	$371 \times 371 \times 106$	۱۸۰۰۱۰
انتلاف ۱	اندازه = ۲ تعداد فیلتر = ۴۰	$185 \times 185 \times 53$	-
پیشگی ۲	ابعاد = $25 \times 25 \times 10$ تابع فعال سازی = 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 فعال سازی = 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 فعال سازی = 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 فعال سازی = ReLU	$9 \times 9 \times 5$	۱۱۲۵۲۵۰
انتلاف ۵	اندازه = ۵	$1 \times 1 \times 1$	-
تخت کننده	-	۲۵۰	-
تمام متصل ۱	اندازه = ۲۵۰ تابع فعال سازی = ReLU	۲۵۰	۶۲۷۵۰
تمام متصل ۲	اندازه = ۱۰۰ تابع فعال سازی = خطی	۱۰۰	۲۵۱۰۰
تمام متصل ۳	اندازه = ۱۵ تابع فعال سازی = خطی	۱۵	۱۵۱۵
تمام متصل ۴	اندازه = ۱ تابع فعال سازی = خطی	۱	۱۶

یک نمونه از داده‌های شبیه‌سازی شده در شکل ۷ و شکل ۹ نمایش داده شده‌اند. شکل ۷ برش افقی و شکل ۹ برش عمودی در طول‌های متفاوت از فیبر چند مدی باریک شده را در دمای

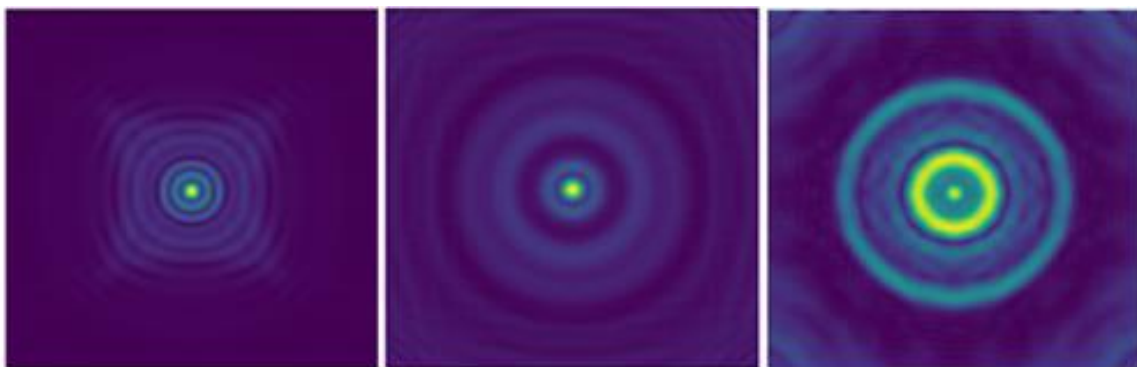
۵۶- نشان می‌دهند. شکل ۸ انتشار نور در فیبر چند مدی را نشان می‌دهد و همانگونه که واضح است در باریک‌ترین ناحیه نیز انتشار به خوبی انجام می‌شود.



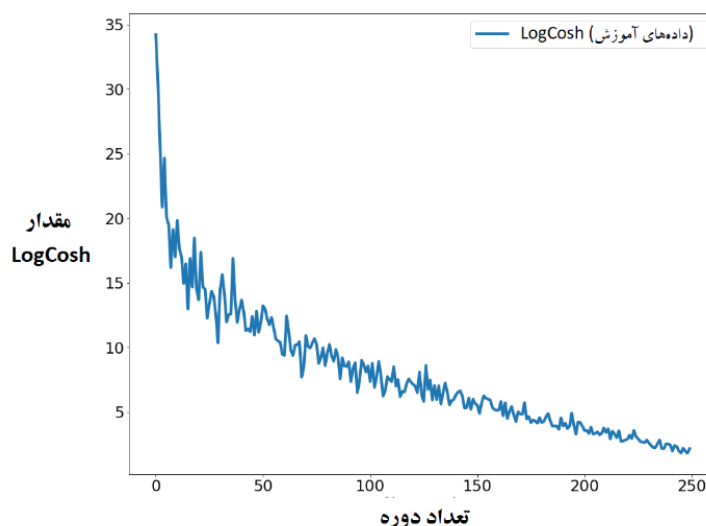
شکل ۷. برش افقی از نور منتشر شده در دمای -56 درجه سانتی‌گراد.



شکل ۸. تطبیق برش افقی نور منتشر شده و فیبر شبیه‌سازی شده در نرم افزار آرسافت.



شکل ۹. برش عمودی از الگوی مدهای تشکیل شده در فیبر نوری در دمای 82 درجه سانتی‌گراد. (الف) برش عمودی در انتهای فیبر (μm) $(Z=240)$ ، (ب) برش عمودی در قسمت مخروطی فیبر ($Z=160 \mu\text{m}$) و (ج) برش عمودی قبل از قسمت مخروطی فیبر ($Z=110 \mu\text{m}$).



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

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

تعریف می‌شود. y_i مقداری است که شبکه باید آن را حدس می‌زد و \hat{y}_i مقداری است که شبکه حدس زده است. s نیز همانطور که مشخص است تعداد داده‌های ورودی است [۲۱]. 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 می‌گرداند که همین امر ممکن است در فرایند یادگیری ایجاد اختلال کند. به همین خاطر یک تابع هزینه دیگر تحت عنوان لگاریتم کسینوس هایپربولیک یا LogCosh استفاده می‌شود. این تابع هزینه برای مقادیر کوچک با $\frac{x^2}{2}$ و برای مقادیر بزرگ $(2) \log |x|$ 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 [۲۱].

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

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

همانطور که در بخش ۲.۲ توضیح داده شد، شبکه‌های عصبی نیازمند آموزش هستند. آموزش در واقع یک بهینه‌سازی است. شبکه عصبی مجموعه‌ای از وزن‌هاست که در لحظه اول به صورت تصادفی تعیین می‌شوند. مدهای انتشاری شبیه‌سازی شده به عنوان داده ورودی به شبکه عصبی داده می‌شوند. سپس شبکه دمای محیط را تخمین می‌زند، از آنجایی که مقادیر اولیه وزن‌ها تصادفی است، خروجی شبکه عصبی با خروجی مطلوب (دمای واقعی محیط) متفاوت خواهد بود. برای این که بفهمیم خروجی شبکه با خروجی مطلوب به چه میزان تفاوت دارد از تابع هزینه استفاده می‌شود. ۱۰۶ تصویر به عنوان ماتریس سه‌بعدی که هر کدام منطبق بر یک الگوی تداخلی مد‌ها مربوط به یک دمای خاص است برای آموزش به شبکه عصبی داده می‌شود. پس از طی فرایند هر الگویی که به سامانه داده شود قادر به تشخیص دمای آن خواهد بود. در این پژوهش، هدف این است که با ورود داده به شبکه، دقیق‌ترین دمای ممکن حدس زده شود. دماها می‌توانند اعشاری مثبت و منفی باشند. یکی از معروف‌ترین و پر کاربردترین توابع هزینه که در کاربردهای بسیاری امتحان شده تابع خطای میانگین مربعات^۱ است. تابع توسط رابطه

۱. Mean Square Error (MSE)

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

۴. نتیجه‌گیری

در این مقاله سامانه‌ای طراحی شد که با استفاده از یادگیری ژرف و حسگر دمایی فیبر نوری مقدار دمای محیط را تخمین می‌زند. از مزایای این سامانه می‌توان به کاهش هزینه پیاده سازی اشاره کرد. در سامانه‌های متداول، مقدار تغییرات محیط به کمک جابه‌جایی در طیف و یک طیف‌سنج آشکار می‌شود. در این سامانه، تشخیص دما با استفاده از تغییر شکل مدهای درون فیبر بوده و نیاز به طیف از میان برداشته شده است. علاوه بر 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 به دست آورد.

در اینجا لازم به ذکر است که به هر مرتبه تکرار فرایند 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 بهترین حالت به دست آید. خطای به دست آمده در هر دوره، برای یکی از این فرایندها در شکل ۱۰ نمایش داده شده است. در نهایت سامانه شناسایی الگو مبتنی بر یادگیری ژرف، پس از انجام فرایند یادگیری موفق شد در بهترین حالت با مقدار خطایی در حدود ۲ دمای محیط را به دست آورد. از این رو، می‌توان بیان داشت

مراجع

1. W H Tsai and C J Lin, *J. Light. Technol.* **19** (2001) 682.
2. H Zhang, et al., *J. Light. Technol.* **39** (2021) 4556.
3. T Allsop and R Neal, *Sensors* **21** (2021) 6755.
4. Y Xu, et al., *Fibers* **5** (2017) 3.
5. I Floris, et al., *Opt. Lasers Eng.* **139** (2021) 106508.
6. K Hill, et al., *Appl. Phys. Lett.* **32** (1978) 647.
7. B Lee, S Roh, and J Park, *Opt. Fiber Technol.* **15** (2009) 209.
8. V Bhardwaj, K Kishor, and A C Sharma, *Opt. Fiber Technol.* **58** (2020) 102302.
9. J Zhou, et al., *Sens. Actuators B Chem.* **208** (2015) 315.
10. Q Yu and X Zhou, *Photonic Sens.* **1** (2011) 72.
11. T Allsop, et al., *Rev. Sci. Instrum.* **73** (2002) 1702.
12. J M Corres, F J Arregui, and I R Matias, *J. Light. Technol.* **24** (2006) 4329.
13. Y Xue, et al., *Optics Lett.* **38** (2013) 1209.
14. H Su, et al., *Opt. Fiber Technol.* **51** (2019) 1.
15. I Goodfellow, Y Bengio, and A Courville, "Deep learning" MIT press (2016).
16. H Takeda, S Farsiu, & P Milanfar, *IEEE Trans. Image Process.* **16**, 2 (2007), 349.
17. J Wang, et al., *Pattern Recognit. Lett.* **119** (2019) 3.
18. A R Cuevas, et al., *J. Light. Technol.* **36** (2018) 3733.
19. C C Wang, et al., *Appl. Optics* **57**, 12 (2018) 3003.
20. S Bangar, (2022) AlexNet Architecture Explained. [Online]. Available: <https://medium.com/@siddheshb008/alexnet-architecture-explained-b6240c528bd5> [Accessed 15-June-2024]
21. "Losses," Keras: the Python deep learning API, [Online]. Available: <https://keras.io/api/losses/> [Accessed 15-June-2024].