

شناسایی جریان سیال روی استوانه با بررسی صوت حاصل از جریان توسط روش‌های یادگیری ماشین

زهرا شاه‌حسینی^۱، آرمان محسنی^۲

^۱ دانشجوی دکتری، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، z_shahhosseini@sbu.ac.ir

^۲ استادیار، دانشگاه شهید بهشتی، تهران، ar_mohseni@sbu.ac.ir

چکیده

کنترل آلودگی صوتی است. برای درک بهتر ماهیت چنین پدیده‌ای، شناخت صوت حاصل از جریان سیال بر شکل‌های هندسی ساده و پرکاربرد ضروری است. بررسی صوت حاصل از جریان روی استوانه به‌عنوان یک شکل هندسی ساده موضوع مطالعه محققان بسیاری بوده است. به‌عنوان مثال در این زمینه می‌توان به تحقیقات سپسی [۱] در مورد اثر پارامترهای هندسی بر عدد استروهال و ریزش گردابه و پژوهش ایگلسیال در زمینه تغییر صوت ایجاد شده با تغییر سرعت و زاویه برخورد جریان اشاره کرد [۲].

با حل معادلات جریان با استفاده از روش‌های مختلف دینامیک سیالات محاسباتی مانند روش‌های مبتنی بر رنز^۱ با مدل‌های آشفتگی k-epsilon و SST، مقدار نوسانات فشار مربوط به بخش قابل توجهی از منابع صدای میدان نزدیک^۲ قابل محاسبه است. با استفاده از منابع صوتی میدان نزدیک، محاسبات مربوط به اندازه‌گیری سطح فشار صوت آدر محل نصب میکروفون‌ها انجام می‌شود. در این پژوهش، از معادله فاوکس ویلیامز-هاوکینگر به این منظور استفاده شده است. معادله (۱) شکل توسعه یافته معادله لایتیل و یک معادله موجی غیر همگن است که با استفاده از معادلات ناویر-استوکس به دست آمده است [۳].

$$\frac{\partial^2 \rho'}{\partial t^2} - c_0^2 \nabla^2 \rho' = \frac{\partial^2}{\partial x_i \partial x_j} [T_{ij} H(f)] - \frac{\partial}{\partial x_i} [l_i \delta(f)] + \frac{\partial}{\partial t} [\rho_0 v_n \delta(f)] \quad (1)$$

در این معادله، ρ' نوسان چگالی سیال، c_0 سرعت صوت، x_j و x_i مولفه جابجایی، T_{ij} بردار تنش لایتیل، l_i تانسور تنش، $H(f)$ تابع هویساید، $\delta(f)$ تابع دلتای دیراک و v_n سرعت عمود بر سطح جسم است. تابع $f(x, t) = 0$ نیز معادله سطح جسم را مشخص می‌کند.

در سال‌های اخیر، روش‌های یادگیری ماشین به‌عنوان ابزار قدرتمندی در زمینه تحلیل داده‌ها در زمینه‌های مختلف مانند تحلیل آیرودینامیکی جریان سیال مورد استفاده قرار گرفته و توانسته است با هزینه کمتری نسبت به روش‌های عددی متداول، نتایج مشابهی را ارائه کند. در مقایسه با این تحقیقات، پژوهش‌های محدودی در زمینه استفاده از روش‌های یادگیری ماشین برای تحلیل داده‌های صوتی حاصل از جریان سیال انجام شده است.

استفاده از داده‌های صوتی برای شناسایی ویژگی‌های میدان جریان سیال موضوعی نو در زمینه تحقیقات علم آیروآکوستیک است و هدف این پژوهش، ارزیابی عملکرد روش‌های یادگیری ماشین شامل جنگل تصادفی، آدابوست و پرسپترون چند لایه بر روی داده‌های صوتی استخراج شده از شبیه‌سازی عددی جریان روی استوانه با هدف تشخیص و طبقه‌بندی داده‌ها بر اساس عدد رینولدز جریان (به‌عنوان ویژگی هدف) است. نتایج نشان می‌دهد روش‌های یادگیری ماشین می‌توانند با دریافت داده‌های صوتی مربوط به میکروفون‌های نصب شده در پیرامون استوانه، با دقت خوبی شناسایی و طبقه‌بندی حالت‌های مختلف جریان را بدست دهند. اثر ارزیابی عملکرد روش‌های یادگیری ماشین با کاهش تعداد داده‌های آموزشی و همچنین تغییر موقعیت قرارگیری میکروفون‌های اندازه‌گیری، نشان می‌دهد با آن‌که دقت تشخیص کاهش پیدا می‌کند، اما همچنان روش‌های یادگیری ماشین کارایی مطلوبی در شناسایی ویژگی هدف جریان سیال را دارند.

واژه‌های کلیدی

آیروآکوستیک، یادگیری ماشین، جریان روی استوانه، سطح فشار صوت، دینامیک سیالات محاسباتی

مقدمه

بررسی نحوه تولید و تعیین مقدار نویز حاصل از گذر جریان سیال در ماشین‌های صنعتی مختلف از حوزه‌های نوظهور در زمینه مهندسی و

¹ Reynolds-averaged Navier-Stokes (RANS)

² Near Field

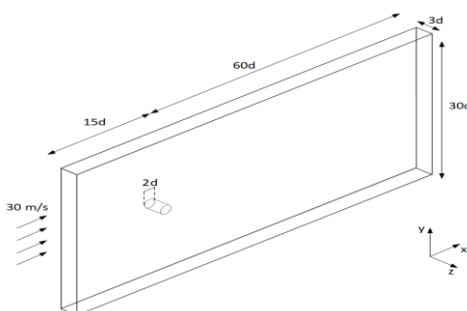
³ Sound Pressure Level

مدل او مشخص کردن رابطه بین مختصات مکانی، سرعت ورودی و سطح فشار کلی صدای^۵ در جهت پیش‌بینی سریع مقدار و جهت نویز آیرودینامیکی با دقت و بازدهی بالا بود. در تحقیق لی برای بهینه‌سازی اشکال آیرودینامیکی با اشاره به هزینه زمانی زیاد انجام آزمایش‌های تجربی و شبیه‌سازی عددی، از شبکه عصبی به‌عنوان راهکاری کم هزینه و با عملکرد مناسب برای پیش‌بینی میدان صوتی حول اجسام مختلف استفاده شد. در روش محاسباتی او از دو پارامتر فاصله از مرز و مختصات مکانی به‌عنوان ورودی استفاده و سپس محاسبات برای تعیین میدان فشار به عنوان خروجی شبکه محاسباتی انجام شد. در نهایت او نشان داد در مقایسه با دو حالت استفاده از مختصات شکل به عنوان تنها ورودی مدل و استفاده از ضریب درگ به عنوان خروجی مدل نتایج بهتری حاصل می‌شود.

در پژوهش حاضر شناسایی ویژگی‌های جریان با استفاده از داده‌های صوتی مورد بررسی قرار گرفته‌است. پارامتر مورد مطالعه در این پژوهش، عدد رینولدز جریان است که از داده‌های مربوط به شبیه‌سازی عددی جریان حول استوانه در سه عدد رینولدز مختلف به عنوان ورودی مساله استفاده شده‌است. بر اساس نتایج حاصل از این بررسی، روش‌های یادگیری ماشین توانایی تشخیص بین حالت‌های مختلف جریان را با استفاده از داده‌های صوتی دارند.

شبیه‌سازی عددی جریان حول استوانه

در این پژوهش از نتایج شبیه‌سازی عددی گذر جریان از روی استوانه برای تعیین نویز جریان استفاده شده‌است. مشخصات هندسه مورد بررسی مطابق شکل ۱، استوانه‌ای با قطر $d = 15 \text{ mm}$ است. ابعاد دامنه حل به صورت مستطیلی است که در جهت عمق به صورت محدود گسترش یافته و شرایط جریان سه‌بعدی را تامین می‌کند. در بعد عرض و طول، با در نظر گرفتن دیواره‌های ورودی، بالا و پایین در فاصله $15d$ از جسم و همچنین فاصله $60d$ خروجی از پایین دست جسم، محیط لازم برای رشد و گسترش گردابه‌های حاصل از گذر جریان فراهم می‌شود.



شکل ۱: ابعاد میدان حل در نظر گرفته شده حول استوانه

گسترش میدان حل از حالت دوبعدی به سه‌بعدی براساس گزارش اورسلی [۱۶] در زمینه مقایسه نتایج حالت دوبعدی و نتایج تجربی و خطای بین آن‌ها انجام می‌شود. این خطا را می‌توان با در نظر

عبارت‌های سمت راست معادله به‌ترتیب نمایش‌دهنده منابع نویز چهار قطبی (اثرات اندازه حرکت، لزجت و آشفتگی جریان)، دو قطبی (نیروهای آیرودینامیکی) و تک قطبی (اثرات جابجایی سیال) هستند. کوشیک در بررسی دو بعدی جریان گذرا از روی استوانه با استفاده از مدل‌های آیروکوستیک محاسباتی فاوکس ویلیامز-هاوکینگز و منابع نویز پهن‌بند^۴ نشان داد محاسبه دقیق نویز تولیدی از جریان گذرا روی استوانه وابسته به وجود دقت کافی در روش مورد استفاده است و در صورت استفاده از شبکه‌بندی و گام زمانی نامناسب، امکان محاسبه درست گردابه‌های آشفتنه وجود نخواهد داشت و نتایج به‌دست‌آمده فاقد هرگونه تعبیر فیزیکی خواهند بود [۴]. برای دستیابی به دقت کافی، اصلاح ساختار شبکه محاسباتی یا گسترش ابعاد دامنه حل، مشابه روش محاسبه بکار رفته در مطالعه حاضر، توصیه می‌شود. از سایر تحقیقات دوبعدی انجام‌شده در این زمینه می‌توان به کارهای پاندیان، اینو و دولان اشاره کرد که به‌ترتیب از مدل آکوستیکی فاوکس ویلیامز-هاوکینگز، لایت‌هیل و کرل برای انجام محاسبه مشخصات جریان استفاده کرده‌اند [۵-۷].

روش‌های یادگیری ماشین به‌عنوان روش‌های پرکاربرد در مساله‌های مختلف مانند طبقه‌بندی داده‌ها، شناسایی الگوها و پیش‌بینی توابع غیر خطی بکار می‌رود و توانایی بررسی و تحلیل داده‌هایی با حجم بالا را دارند. این ویژگی استفاده از آن را برای تحلیل داده‌های میدان جریان سیال در مدت زمان کمتر در مقایسه با روش‌های معمول محاسباتی توجیه می‌کند. روش‌های یادگیری ماشین می‌توانند رابطه پیچیده بین پارامترهای ورودی و خروجی میدان جریان را با دقت مناسب شبیه‌سازی کنند.

از پژوهش‌های انجام‌شده در زمینه پیش‌بینی میدان جریان گذرا روی سطح جسم و شناسایی ویژگی‌های آن با استفاده از روش‌های یادگیری ماشین می‌توان به پژوهش‌های بررسی اجسام مختلف [۸]، استوانه و ایرفویل [۹ و ۱۰] و استوانه [۱۱] اشاره کرد. همچنین، در پژوهش ریبرو [۱۲] پیش‌بینی میدان فشار و سرعت جریان سیال آرام تراکم‌ناپذیر روی مقطع بال را با استفاده از داده‌های هندسی استخراج شده از شکل مقطع به همراه دو پارامتر عدد رینولدز و زاویه حمله بدون حل مستقیم معادلات ناویر-استوکس انجام داده است. بر اساس نتایج لی روش‌های یادگیری عمیق قادر به پیش‌بینی موفقیت‌آمیز جریان در گام‌های زمانی دو تا سه مرتبه بزرگ‌تر از گام زمانی مورد استفاده در شبیه‌سازی‌های عددی معمول می‌باشند [۱۳].

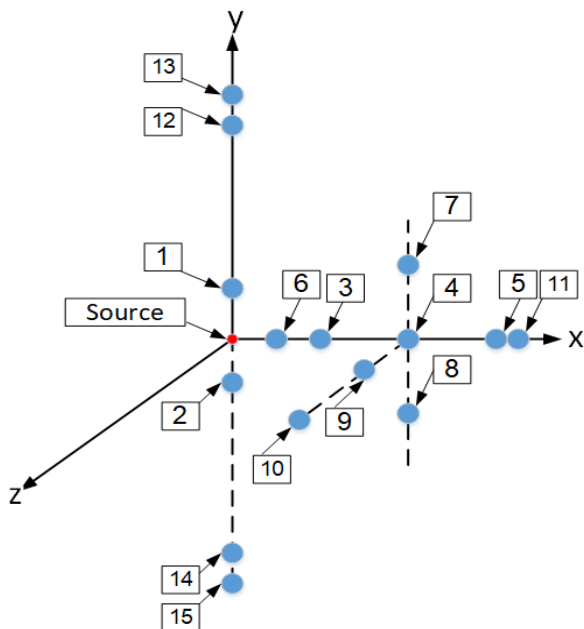
پژوهش‌های انجام شده در مورد استفاده از روش‌های یادگیری ماشین برای پیش‌بینی میدان جریان حول استوانه با استفاده از داده‌های صوتی محدود بوده و در این زمینه می‌توان به تحقیقات منگ [۱۴] و لی [۱۵] اشاره کرد. منگ در بررسی دو بعدی جریان حول استوانه، نیاز روش‌های یادگیری ماشین به داده‌های حجیم را مورد بررسی قرار داد. در تحقیق او توزیع مکانی اطلاعات نویز آیرودینامیکی در شرایط کاری مختلف بر اساس داده‌های حاصل از روش شبیه‌سازی گردابه‌های بزرگ و نظریه قیاس صوتی مورد بررسی قرار گرفت. هدف

⁵ Overall Sound Pressure Level

⁴ Broadband Noise Source (BNS) model

بررسی صدای حاصل از گذر جریان از روی استوانه

برای بررسی صوت حاصل از گذر جریان از روی استوانه از داده‌های مربوط به میکروفون‌های مختلف در اطراف جسم استفاده شد که شکل ۲ و جدول ۳ موقعیت قرارگیری آن‌ها را نشان می‌دهد.



شکل ۲: موقعیت میکروفون‌ها (نقاط آبی) در اطراف استوانه (نقطه قرمز)

جدول ۳: موقعیت میکروفون‌های داده‌برداری

| شماره میکروفون | $x(m)$ | $y(m)$ | $z(m)$ |
|----------------|--------|--------|--------|
| ۱ | ۰ | ۰/۱۳ | ۰ |
| ۲ | ۰ | -۰/۱۳ | ۰ |
| ۳ | ۰/۲۵ | ۰ | ۰ |
| ۴ | ۰/۵ | ۰ | ۰ |
| ۵ | ۰/۷۵ | ۰ | ۰ |
| ۶ | ۰/۱۳ | ۰ | ۰ |
| ۷ | ۰/۵ | ۰/۲۵ | ۰ |
| ۸ | ۰/۵ | -۰/۲۵ | ۰ |
| ۹ | ۰/۵ | ۰ | ۰/۰۱۵ |
| ۱۰ | ۰/۵ | ۰ | ۰/۰۴۵ |
| ۱۱ | ۰/۸ | ۰ | ۰ |
| ۱۲ | ۰ | ۰/۷۵ | ۰ |
| ۱۳ | ۰ | ۰/۸ | ۰ |
| ۱۴ | ۰ | -۰/۷۵ | ۰ |
| ۱۵ | ۰ | -۰/۸ | ۰ |

بررسی داده‌های مربوط به میکروفون‌های ۴، ۹ و ۱۰ نشان می‌دهد، ویژگی‌های صوتی جریان در راستای عمق یکسان بوده و می‌توان در تحلیل داده‌ها اثر موقعیت میکروفون در راستای عمق را نادیده گرفت. نمودارهای سطح فشار صوت بر حسب فرکانس برای داده‌های صوتی مربوط به میکروفون‌های ۱ (عمود بر مسیر جریان) و

گرفتن طول همبستگی مناسب^۶ و گسترش میدان حل در جهت عمق، به حداقل رساند. این طول کمینه، براساس نتایج نوربرگ [۱۷] وابسته به عدد رینولدز جریان خواهد بود. مقدار عمق کمینه در اینجا $3d$ در نظر گرفته می‌شود.

جریان ورودی یکنواخت با سرعت مشخص برای تامین عدد رینولدز مورد نظر همزمان با اعمال شرایط عدم لغزش روی بدنه جسم و مرزهای جانبی به‌عنوان شرایط مرزی مورداستفاده قرار می‌گیرد. شبکه محاسباتی شکل گرفته در میدان حل به‌گونه‌ای است که در روی سطح استوانه، طول کوچکترین المان محاسباتی برای مقدار $Y^+ = 1$ فراهم باشد.

داده‌های عددی استفاده شده در این پژوهش با استفاده از حلگر پیروز^۷ با گام زمانی 10^{-6} s بدست آمده است. گسسته‌سازی معادلات حاکم با استفاده از گسسته‌سازی مرتبه دوم برای پارامترهای مختلف صورت گرفته و گسسته‌سازی مشتقات زمانی به‌صورت مرتبه دوم ضمنی انجام شده است.

بعد از برقراری شرایط جریان نوسانی و طی زمان لازم برای گذر جریان از کل دامنه حل برای $2/5$ دوره، داده‌های فشار با حل معادله فووکس ویلیامز برای استخراج نتایج آکوستیکی به مدت $0/35$ زمان گذر جریان از روی کل دامنه مورد تحلیل قرار گرفت. شرط استقلال از شبکه برای جریان روی استوانه با عدد رینولدز 3000 در جدول ۱ مورد بررسی قرار گرفت.

جدول ۱: نتایج مربوط به بررسی استقلال از شبکه

| ردیف | \bar{C}_d | $C_{d,rms}$ | $C_{l,rms}$ |
|--------------------------|-------------|-------------|-------------|
| حالت اول (۱۲۷۰۰۰ سلول) | ۱/۲۴ | ۰/۰۴ | ۰/۰۶ |
| حالت دوم (۲۰۳۰۰۰ سلول) | ۱/۲۲ | ۰/۰۷ | ۰/۰۵ |
| حالت سوم (۴۳۵۰۰۰ سلول) | ۱/۱۷ | ۰/۰۴ | ۰/۰۸ |
| حالت چهارم (۵۰۳۰۰۰ سلول) | ۱/۱۴۳ | ۰/۰۴۴ | ۰/۰۸ |
| حالت پنجم (۸۵۳۰۰۰ سلول) | ۱/۱۵۷ | ۰/۰۴۵ | ۰/۰۸ |

طبق نتایج به دست آمده، از شبکه 503000 سلولی برای ادامه محاسبات استفاده شد. مقایسه داده‌های ضریب‌های برا و پسای به دست آمده با داده‌های مربوط به مقاله یاماگاتا [۱۸] در جدول ۲ آمده است.

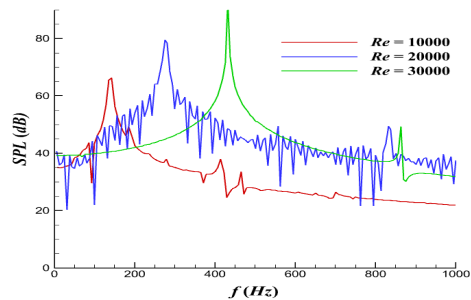
جدول ۲: نتایج مربوط به بررسی استقلال از شبکه

| ردیف | \bar{C}_d | $C_{d,rms}$ | $C_{l,rms}$ |
|-----------------------|-------------|-------------|-------------|
| شبکه با 503000 سلول | ۱/۱۴۳ | ۰/۰۴۴ | ۰/۰۸ |
| یاماگاتا (تجربی) [۱۷] | ۱/۰۹ | - | - |
| یاماگاتا (عددی) [۱۷] | ۱/۱۲ | ۰/۱۱ | ۰/۴۲ |

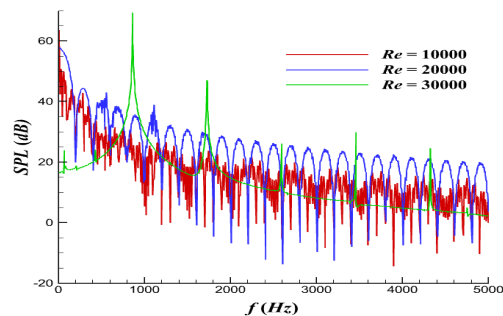
^۶ Correlation Length

^۷ Pressure-Implicit with Splitting of Operators (PISO)

۶ (در راستای مسیر جریان) به‌ازای اعداد رینولدز مختلف در شکل‌های ۳ و ۴ نشان داده شده است.



شکل ۳: نمودار سطح فشار صوت بر حسب فرکانس برای داده‌های صوتی مربوط به میکروفون ۱ (عمود بر مسیر جریان) در بازه زیر ۵ kHz



شکل ۴: نمودار سطح فشار صوت بر حسب فرکانس برای داده‌های صوتی مربوط به میکروفون ۶ (در راستای مسیر جریان) در بازه زیر ۵ kHz

بر این اساس، دست کم در بخشی از بازه فرکانسی، به‌طور مثال در شکل ۳ در بازه فرکانسی بیشتر از ۶۰۰ هرتز بین داده‌های سطح فشار صوت مربوط به جریان با اعداد رینولدز ۲۰۰۰۰ و ۳۰۰۰۰ همپوشانی وجود دارد. این موضوع در بازه فرکانسی گسترده‌تری در شکل ۴ دیده می‌شود. بنابراین طبقه‌بندی و تفکیک بین داده‌های مربوط به جریان با اعداد رینولدز مختلف با دشواری همراه است و استفاده از روش‌های یادگیری ماشین برای این کار مفید به‌نظر می‌رسد. موضوع دیگر، نوسانات قابل توجه در داده‌های مربوط به میکروفون قرار داده شده در راستای جریان است که علت آن جریان آشفته و گردابه‌های پایین دست استوانه است. علاوه بر همپوشانی داده‌ها، این ویژگی نیز می‌تواند در طبقه‌بندی داده‌ها چالش برانگیز باشد.

در این پژوهش ابتدا روش‌های مختلف یادگیری ماشین مانند ماشین بردار پشتیبان، آدابوست، جنگل تصادفی، درخت تصمیم و شبکه عصبی مصنوعی برای داده‌های مربوط به جریان با عدد رینولدز ۱۰۰۰۰ پیاده‌سازی و اثر پارامترهای مربوط به هر یک از روش‌ها بر نتایج حاصل از طبقه‌بندی ارزیابی شد. داده ورودی به روش‌های یادگیری ماشین شامل مقادیر بیشینه سطح فشار صوت و فرکانس مربوط به آن در میکروفون‌های مختلف برای هر یک از جریان‌های مورد بررسی است. داده خروجی مربوط به تشخیص هر یک از سه حالت جریان با اعداد رینولدز ۱۰۰۰۰، ۲۰۰۰۰ و ۳۰۰۰۰ به ترتیب با اعداد ۲، ۱ و ۳ مشخص شده‌است. در نهایت سه روش جنگل تصادفی،

آدابوست و شبکه عصبی توانایی بهتری در تفکیک داده‌ها در کنار هزینه محاسباتی مناسب نشان دادند که در مراحل بعدی پژوهش، صرفاً از این سه روش استفاده شد. جدول ۴ بخشی از داده‌های مورد-استفاده را نشان می‌دهد.

جدول ۴: بخشی از داده‌های صوتی مربوط به میکروفون‌های اطراف جسم در جریان با اعداد رینولدز مختلف

| شماره میکروفون | ورودی | | | | | شماره میکروفون |
|----------------|---------|--------|----------------|---------|--------|----------------|
| | f (Hz) | SPL | شماره میکروفون | F (Hz) | SPL | |
| ۱ | ۱۴۲/۹۷۸ | ۶۶/۳۳۳ | ۶ | ۲۷۸/۸۰۷ | ۴۵/۸۴۴ | ۱ |
| ۱ | ۲۷۵/۲۴۳ | ۷۹/۴۱۶ | ۶ | ۵۵۶/۷۴۱ | ۵۵/۷۹۹ | ۲ |
| ۱ | ۴۳۱/۶۳ | ۹۱/۱۶۶ | ۶ | ۸۶۳/۲۶۱ | ۶۹/۲۹۳ | ۳ |

روش‌های یادگیری ماشین

جنگل تصادفی

جنگل تصادفی یک روش یادگیری جمعی برای طبقه‌بندی و رگرسیون و شامل تعدادی درخت تصمیم در زیرمجموعه‌های مختلف مجموعه داده است. در این روش برای دستیابی به دقت بیشتر به جای تکیه بر نتایج یک درخت تصمیم، از نتایج مربوط به درخت‌های مختلف استفاده شده و براساس اکثریت آراء، نتیجه نهایی تعیین می‌شود. بنابراین نتایج مربوط به روش جنگل‌های تصادفی از نتایج مربوط به استفاده از یک درخت تصمیم‌گیری پایدارتر و قابل اطمینان‌تر است. به‌طور کلی تعداد بیشتر درختان در جنگل منجر به دقت بالاتری می‌شود و از بروز مشکل بیش‌برازش^۸ جلوگیری می‌کند، اما می‌تواند باعث افزایش هزینه محاسباتی شود.

آدابوست

در این روش، مشابه روش جنگل تصادفی، مرحله آموزش دادن با استفاده از درخت‌های تصمیم متعدد و ارزیابی نتیجه طبقه‌بندی با استفاده از آن‌ها آغاز می‌شود. اما در مرحله بعدی، با اصلاح توزیع نمونه، وزن قسمت‌هایی از الگوریتم که در مورد آن‌ها پیش‌بینی نادرست صورت گرفته‌است، بیشتر شده و مرحله آموزشی بعدی آغاز می‌شود. در واقع، خطای طبقه‌بندی‌کننده قبلی برای آموزش طبقه‌بندی‌کننده بعدی استفاده می‌شود و مدل بر روی نمونه‌هایی تمرکز می‌کند که به اشتباه طبقه‌بندی شده‌اند. این روند آموزش و اصلاح وزن به قدری تکرار می‌شود تا در نهایت دقت روش به مقدار مطلوب نزدیک شود.

پرسپترون چند لایه

⁸ Overfitting

پرسپترون چند لایه به عنوان شبکه عصبی متشکل از چندین نورون کاملاً متصل به یکدیگر شناخته می‌شود. در این روش، هر نورون چندین ورودی دریافت و یک خروجی تولید می‌کند. این مقادیر برای نورون‌های موجود در لایه اول مخفی، پارامترهای ورودی اولیه هستند. در هر نورون لایه اول، یک ترکیب خطی از ویژگی‌های ورودی ساخته شده و سپس با استفاده از تابع فعال‌سازی به صورت خروجی به نورون‌های لایه دوم تحویل می‌شود. این رفتار لایه به لایه تا آخرین لایه مخفی ادامه می‌یابد تا در نهایت در لایه خروجی مقدار پیش‌بینی شده حاصل شود. به این ترتیب، ویژگی‌های ورودی داده شده به واسطه طی شدن چند مرحله به ویژگی‌های خروجی نگاشت می‌شوند. روند رسیدن از پارامترهای ورودی به خروجی در روش شبکه عصبی با نام پیش‌خور کردن شناخته می‌شود. در تحقیق حاضر از تابع فعال‌ساز ReLU برای تبدیل داده‌ها استفاده می‌شود.

با پایان یافتن ورود داده‌ها به الگوریتم، مقایسه بین خروجی حاصل از پرسپترون چند لایه و خروجی مورد نظر برای هر مجموعه داده ورودی انجام و در صورت لزوم بر روی وزن نورون‌ها تغییراتی اعمال می‌شود. این کار با هدف کاهش خطا به صورت تدریجی و با استفاده از پس‌خور کردن^۹ مسیر و در مقایسه با پیش‌خور کردن^{۱۰} با استفاده از حداقل کردن گرادیان تابع خطا^{۱۱} انجام می‌شود.

نتایج

نتایج استفاده از روش‌های یادگیری ماشین برای داده‌های میکروفون‌های عمود بر مسیر جریان در جدول ۵ نشان داده شده است. بر این اساس، روش‌های یادگیری ماشین با دقت خوبی امکان شناسایی ویژگی‌های جریان را فراهم می‌کنند.

جدول ۵: نتایج ارزیابی یادگیری ماشین برای داده‌های میکروفون‌های عمود بر مسیر جریان (۱، ۲، ۷، ۸، ۱۲، ۱۳، ۱۶ و ۱۷)

| روش | برخی از پارامترهای تنظیم روش | | | دقت [%] |
|-------------------|------------------------------|---------------|--------------------|---------|
| جنگل تصافی | Max features | Criterion | N estimators | ۹۲/۷۵ |
| | sqrt | Gini | ۵۰ | |
| آدابوست | algorithm | learning_rate | n_estimators | ۶۴/۰۸ |
| | SAMME | ۱ | ۱۰۰ | |
| پرسپترون چند لایه | Learning rate | Solver | Hidden layer sizes | ۹۰/۱۳ |
| | constant | ReLU | ۲۰ | |

⁹ Backpropagation

¹⁰ Feed Forward Operation

¹¹ Gradient of the Loss Function

نتایج ارزیابی یادگیری ماشین برای داده‌های میکروفون‌های عمود بر مسیر جریان برای فرکانس کمتر از ۱۵۰۰۰ و کمتر از ۱۰۰۰ هرتز به‌ازای پارامترهای تنظیم مشابه حالت اولیه به ترتیب در جدول ۶ نشان داده شده است.

جدول ۶: نتایج ارزیابی یادگیری ماشین برای داده‌های میکروفون‌های عمود بر مسیر جریان برای فرکانس‌های کمتر از ۱۵۰۰۰ و کمتر از ۱۰۰۰ هرتز

| روش | دقت (۱۵۰۰۰ هرتز) [%] | دقت (۱۰۰۰ هرتز) [%] |
|-------------------|----------------------|---------------------|
| جنگل تصافی | ۹۴/۷۷ | ۹۵/۵۲ |
| آدابوست | ۶۲/۶۹ | ۵۳/۷۳ |
| پرسپترون چند لایه | ۸۹/۹۹ | ۷۶/۱۲ |

بر اساس نتایج، طبق انتظار با کاهش تعداد داده‌های ورودی و در پی آن کاهش داده‌های آموزشی، عملکرد روش پرسپترون چند لایه تحت تاثیر قرار می‌گیرد، اما میزان کاهش دقت طبقه‌بندی در حد قابل قبولی قرار داد (حدود ۱۵/۵٪). کاهش نسبی دقت طبقه‌بندی با استفاده از روش آدابوست تقریباً به همان میزان (۱۶/۱۵٪) روش پرسپترون چند لایه است اما به دلیل پایین‌تر بودن دقت اولیه در روش آدابوست، با کاهش حجم داده‌ها این روش کارایی خود را در تشخیص از دست می‌دهد.

نتایج استفاده از داده‌های صوتی میکروفون‌های موجود در راستای جریان (شامل میکروفون‌های ۳، ۴، ۵ و ۱۱) و پیاده‌سازی روش‌های یادگیری ماشین بر روی آن‌ها در جدول ۷ نشان داده شده‌است. داده‌های فشاری مربوط به این میکروفون‌ها به دلیل قرار گرفتن در مسیر گردابه‌های پشت جسم همراه با نوسانات زیادی هستند.

جدول ۷: نتایج ارزیابی یادگیری ماشین برای داده‌های میکروفون‌های در راستای مسیر جریان

| روش | برخی از پارامترهای تنظیم روش | | | دقت [%] |
|-------------------|------------------------------|---------------|--------------------|---------|
| جنگل تصافی | Max features | criterion | N estimators | ۹۱/۶۳ |
| | log2 | entropy | ۱۰۰ | |
| آدابوست | algorithm | learning_rate | n_estimators | ۳۷/۶۳ |
| | SAMME.R | ۱ | ۱۰ | |
| پرسپترون چند لایه | Learning rate | solver | Hidden layer sizes | ۷۷/۸۴ |
| | Constant | ReLU | ۲۰ | |

- [6] INOUE, Osamu and Hatakeyama, Nozmau. "Sound generation by a two dimensional circular cylinder in a uniform flow". Fluid Mech. Vol. 471 (2002).
- [7] Doolan, Con. "Aeroacoustic simulation of bluff body noise using a hybrid statistical method" Proceedings of ACOUSTICS. Adelaide, Australia, November 23-25, 2009.
- [8] Miyanawala, Tharindu. "A Novel Deep Learning Method for the Predictions of Current Forces on Bluff Bodies" ASME 2018 37th International Conference on Ocean, Offshore and Arctic Engineering. Madrid, Spain, June 17-22, 2018.
- [9] Han, Renkun and Wang, Yixing. "A new prediction method of unsteady wake flow by the hybrid deep neural network". Fluid Mech. Vol. 471 (2019).
- [10] Han, Renkun and Wang, Yixing. "A novel spatial-temporal prediction method for unsteady wake flows based on hybrid deep neural network". Physics of Fluids. Vol. 31 (2019).
- [11] Ye, Shuran, Zhang, Zhen, Song, Xdung and Huang, Chenguang. "A flow feature detection method for modeling pressure distribution around a cylinder in non-uniform flows by using a convolutional neural network" Scientific Reports. Vol. 10 (2020).
- [12] Ribeiro, M.D., et al., DeepCFD: Efficient steady-state laminar flow approximation with deep convolutional neural networks. arXiv preprint arXiv:2004.08826, 2020.
- [13] Lee, S. and D. You, Data-driven prediction of unsteady flow over a circular cylinder using deep learning. Journal of Fluid Mechanics, 2019. 879: p. 217-254 %@ 0022-1120.
- [14] Meng, Hai, Xu, Zi, Yang, Jing, Liang, Bin and Cheng, Jian. "Fast prediction of aerodynamic noise induced by the flow around a cylinder based on deep neural network". Chinese Physics B. Vol. 31 (2022).
- [15] Li, Sicheng and Lee, Seongkyu. "A Machine Learning-Based Fast Prediction of Rotorcraft Broadband Noise" 2020 AIAA AVIATION 2020 FORUM. June 15-19, 2020.
- [16] Orselli, Reinaldo, Meneghini, Julio and Saltara, Fabio. "Two and Three-Dimensional Simulation of Sound Generated by Flow Around a Circular Cylinder" 15th AIAA/CEAS Aeroacoustics Conference (30th AIAA Aeroacoustics Conference). May, 2009.
- [17] Norberg, Christoffer. "Fluctuating lift on a circular cylinder: review and new measurements". Journal of Fluids and Structures. Vol. 17 (2003): pp. 57-96.
- [18] Yamagata, Takayuki, Saito, N and Fujisawa, N. "Experimental and numerical studies on Aeolian tone from D-shaped cylinder" Journal of Mechanical Engineering Science. Vol. 232 No. 22 (2017).

بر طبق نتایج به دست آمده، روش آدابوست دقت خوبی برای طبقه‌بندی داده‌های مربوط به میکروفون‌های قرار گرفته در راستای جریان ارائه نمی‌دهد، اما روش‌های جنگل تصادفی و پرسپترون چند لایه می‌توانند با دقت خوبی بین داده‌های حالت‌های مختلف تفکیک را انجام دهند.

نتیجه‌گیری و جمع‌بندی

استفاده از روش‌های یادگیری ماشین برای شناسایی ویژگی‌های جریان سیال از روی اجسام با استفاده از داده‌های عددی و تجربی آیرودینامیکی از موضوعات مورد بررسی توسط محققان در سال‌های اخیر است، اما مطالعه داده‌های صوتی حاصل از گذر جریان روی اجسام برای تشخیص ویژگی‌های جریان محدود به تحقیقات کمی است. در این پژوهش، از داده‌های مربوط به سطح فشار صوت به‌زای فرکانس‌های مختلف به‌عنوان ورودی روش‌های یادگیری ماشین استفاده شد. خروجی مورد انتظار، تشخیص سه حالت مختلف جریان به‌زای اعداد رینولدز مختلف است. طبق نتایج به دست آمده، سه روش جنگل تصادفی، آدابوست و پرسپترون چند لایه با دقت خوبی امکان طبقه‌بندی داده‌ها را فراهم می‌کنند. از طرف دیگر با کاهش تعداد داده‌ها، روش جنگل تصادفی همچنان با دقت خوبی عمل می‌کند اما در دو روش دیگر کاهش دقت مشاهده می‌شود.

اثر تغییر موقعیت میکروفون‌های اندازه‌گیری بر روی عملکرد روش‌های یادگیری ماشین در مرحله بعد مورد ارزیابی قرار گرفت و بر اساس نتایج، دو روش جنگل تصادفی و پرسپترون چند لایه می‌توانند حتی در شرایط وجود نوسانات قابل توجه در داده‌های ورودی، با دقت خوبی اقدام به شناسایی ویژگی‌های جریان نمایند.

مراجع و منابع

- [1] Szepessy, Stefan. "On the spanwise correlation of vortex shedding from a circular cylinder at high subcritical Reynolds number". Physics of Fluids, Vol. (1994): pp. 2406.
- [2] Iglesias, Latorre, Thompson, D.J. and Smith, M.J. "Experimental study of the aerodynamic noise radiated by cylinders with different cross-sections and yaw angles". Journal of Sound and Vibration. Vol. 361 (2016): pp. 108-129.
- [3] Williams JF, Hawkings DL. "Sound generation by turbulence and surfaces in arbitrary motion". Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences. Vol. 264 (1969): pp. 321-342.
- [4] Kowshik, Suhas. "Aeroacoustic Analysis for a Flow over 2D Cylinder". (2018).
- [5] Pandian, Pal and Raj, Anil. "Flow Noise Investigation for an Unsteady Flow Past a Circular Cylinder" INTERNATIONAL JOURNAL OF RESEARCH IN AERONAUTICAL AND MECHANICAL ENGINEERING. Vol. 2 No. 1 (2014): pp. 84-91.