DOR: https://csj.isi.org.ir/article_256398.html

DOI: https://doi.org/10.22034/csj.2026.573773.1154

پاییز ۱۴۰۵، دوره ۱۱، شماره ۳، پیاپی ۴۲

دریافت مقاله: ۱۴۰۵/۰۳/۱۲

پذیرش مقاله: ۱۴۰۵/۰۶/۱۷

نوع مقاله: پژوهشی

تمرکز امواج فراصوت فراجمجمه‌ای با آرایه منحنی نمایی به روش یادگیری انتقالی

فاطمه حیدری نغندر

گروه مهندسی برق، دانشکده مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران

پست الکترونیکی: fa.heydarinoghondar@alumni.um.ac.ir

حسین ضمیری جعفریان*

گروه مهندسی برق، دانشکده مهندسی، دانشگاه فردوسی مشهد، مشهد، ایران

پست الکترونیکی: hzamiri@um.ac.ir

چکیده

تمرکز امواج فراصوت در بافت مغز، رویکردی نوین برای درمان غیرتهاجمی بیماری‌های عصبی است؛ با این حال ناهمگنی جمجمه با ایجاد اعوجاج فاز، خطای مکانی و پراکندگی انرژی، دقت تمرکز را به‌طور جدی محدود می‌کند. از سوی دیگر، شبیه‌سازی‌های فیزیکی دقیق به‌دلیل هزینه محاسباتی بالا، مانعی برای استفاده بیدرنگ محسوب می‌شوند. روش‌های اصلاح فاز مبتنی بر آرایه‌های خطی و شبکه‌های عصبی، نظیر TUSNet، برای غلبه بر این چالش پیشنهاد شده‌اند، اما دستیابی به تمرکز دقیق و پایدار با این آرایه‌ها همچنان محدود است. هدف این پژوهش، بهبود هم‌زمان دقت تمرکز و کاهش پراکندگی انرژی در فراصوت فراجمجمه‌ای از طریق یک رویکرد دوگانه شامل اصلاح هندسه آرایه و یادگیری عمیق است. بدین‌منظور، یک آرایه منحنی با چیدمان نمایی حسگرها طراحی و عملکرد آن در شبیه‌سازی‌های گسترده مبتنی بر k-Wave ارزیابی شد. نتایج نشان می‌دهد این هندسه در مقایسه با آرایه خطی مرسوم، خطای جابه‌جایی کانون را ۴۳ درصد کاهش داده و پارامتر پهنای لوب اصلی در سطح نصف پیشینه (FWHM) را در راستاهای Y و X به‌ترتیب ۲۴ درصد و ۱۸ درصد بهبود می‌بخشد. همچنین، واریانس FWHM در نمونه‌های مختلف جمجمه به بیش از نصف کاهش یافته که بیانگر افزایش وضوح فضایی و پایداری تمرکز است. در ادامه، یک مجموعه‌داده اختصاصی مبتنی بر آرایه پیشنهادی تولید و برای آموزش شبکه TUSNet با بهره‌گیری از یادگیری انتقالی استفاده شد. نتایج نشان می‌دهد ترکیب هندسه آرایه منحنی با چیدمان نمایی و بازسازی میدان فشار مبتنی بر یادگیری عمیق انتقالی، تمرکز دقیق‌تری نسبت به رویکردهای مبتنی بر آرایه خطی ایجاد می‌کند و راهکاری کارآمد برای تمرکز امواج فراجمجمه‌ای در محیط‌های ناهمگن ارائه می‌دهد.

کلید واژه‌ها: تحریک فراصوت فراجمجمه‌ای، تمرکز امواج، آرایه نمایی، اصلاح فاز، یادگیری انتقالی

* نویسندهٔ مسئول

۱- مقدمه

فنـــاوری فراصوت متمرکز[1] به‌عنـــوان روشی درمانی و غیرتهاجمی، قابلیت انتقـــال دقیق انرژی صوتی به نقاط هدف در بافت‌های زیستی را داراست. کارایی این فناوری به‌گونه‌ای است که بســـته به شدت و پارامترهای سیگنال، طیـــف وسیـــعی از اهـــداف درمـــانی را پوشـــش می‌دهد؛ به‌طوری‌که در ســـطوح پرقدرت برای نابودسازی بافت‌ها (نظیر فرسایش حرارتی و هیستوتریپسی[2]) و در کاربردهای کم‌شـــدت برای تحریک عصبی، گشودن موقت سد خونی- مغزی[3] و تســـهیل نفوذ دارو به مغز بـــه‌کار می‌رود [۱-۴]. در همین راستا، استفاده از فراصوت متمرکز فراجمجمه‌ای (tFUS)[4] در حوزه‌های بالینی گســـترش یافته و به‌ویژه در درمان اختلالاتی همچون زوال عقل (آلزایمر)، پارکینسون، صرع و لرزش اســـاسی، و همچنین هدف‌گیری تومورهای مغـــزی نتایج نویدبخـــشی ارائه کرده اســـت [۵-۷]. با این وجود، دستیابی به یک کانون صوتی دقیق و قابل‌اتکا شرط لازم بـــرای ایمنی و اثربخشی درمان اســـت. امواج صوتی هنگام عبور از بافت‌ها تحت تأثیر پدیده‌هایی همچون جذب، تضعیف، شکست موج و پراکندگی قرار می‌گیرند که مسیر و شدت موج را تغییر می‌دهند. این مشکلات در کاربردهای فراجمجمه ای برجسته‌تر اســـت، چرا که جمجمه- به‌ویژه ســـاختار کورتیکال و اســـکلتی آن- به‌طـــور قابل‌توجهی باعث اتلاف انرژی، تغییر شـــکل ناحیه کانون و حتی ایجاد چندکانونی می‌شود؛ پدیده‌ای که می‌تواند اثربخشی درمان را کاهش دهد یا آسیب‌های ناخواسته ایجاد کند [۸-۱۰].

برای پایش و تعیین محل کانون در کاربردهای پرشدت، روش‌هـــایی ماننـــد MR thermometry (کـــه تغییرات فازی حساس به دما را اندازه‌گیری می‌کند)[۱۱] یا تصویربرداری نیروی تابشی صوتی[5] به کار می‌روند[۱۲،۱۳]؛ این روش‌ها در نمایش نقاطی که گرما یا جابجایی قابل‌تشـــخیص ایجاد می‌شود مفیدند اما حساسیت‌شان برای تشخیص تغییرات بسیـــار کوچک که در tFUS با شـــدت پاییـــن رخ می‌دهد، کافی نیســـت[۱۴-۱۶]. از ایـــن‌رو در عمـــل tFUS اغلب از سیســـتم‌های هدایت عصبی مبتنی بر داده‌های آناتومیکی پیش‌حاصل (MRI/CT) و ردیابی نوری برای تعیین موقعیت مبدل اســـتفاده می‌شـــود [۱۷-۱۹]؛ راهـــکاری که علیرغم ســـادگی عملی، اثرات تغییر شـــکل موج توسط جمجمه را در پیش‌بینی کانـــون لحاظ نمی‌کند [۲۰،۲۱]. به همین دلیل، شبیه‌ســـازی‌های عددی میدان صـــوتی نقشی محوری در برنامه‌ریزی پیش‌ازدرمان و هدایت دقیق tFUS ایفا می‌کنند. با حل معادلات مـــوج صوتی به‌وسیلـــۀ روش‌های عددی نظیـــر روش المـــان محدود[6] یا روش اخـــتلاف محدود در حوزۀ زمان[7]، می‌توان توزیع فشار درون جمجمه، موقعیت و اندازۀ کانون تمرکز، و همچنین اثرات بازتاب، شکســـت و تشـــدید ناشی از ساختار ناهمگن اســـتخوان را با دقت پیش‌بینی کرد [۲۳، ۲۲]. این مدل‌ها امکان تحلیل تعامل امواج فراصوت با محیط‌های پیچیده زیستی را فراهم می‌سازند و ابزار ارزشمندی برای تنظیم پارامترهای درمانی و افزایش ایمـــنی و دقت تحریک عصبی یا تخریـــب هدفمند بافتی به شـــمار می‌آیند. با این وجود، شبیه‌ســـازی‌های سه‌بعدی تمام‌مـــوجی نیازمنـــد حجم بالایی از محاســـبات و حافظه بـــوده و اجرای آنها به‌صـــورت بیدرنـــگ در حین هدایت بالینی هنوز چالشی اســـاسی محسوب می‌شود. در مقابل، روش‌های تقریبی ســـریع‌تر ماننـــد روش رهگیری پرتو[8] می‌توانند ســـرعت محاسبات را افزایش دهند، اما دقت آنها در مدل‌ســـازی پدیده‌های پراکندگی و انکسار در مرزهای پیچیده جمجمه کاهش می‌یابد [۲۴]. این تضاد ذاتی بین دقت و سرعت محاسبات به‌عنوان گلوگاه اصلی در پیاده‌سازی بالینی tFUS شـــناخته شـــده و نیاز به توسعه رویکردهای نوین را برجسته می‌سازد. در سال‌های اخیر، پیشرفت‌های یادگیری عمیق توجه زیادی را به خود جلب کرده اســـت و در حوزۀ تصاویر پزشکی و مدل‌سازی فیزیکی نتایج قابل تأملی نشـــان داده است [۲۵-۲۸]. در زمینۀ tFUS، می‌توان

1-Focused Ultrasound-FUS
2-Histotripsy
3-Blood-Brain Barrier-BBB
4-Transcranial Focused Ultrasound- tFUS
5-Acoustic Radiation Force -ARF
6-Finite Element Method -FEM
7-Finite-Difference Time-Domain- FDTD
8-Ray Tracing

چهار دستهٔ کلی از رویکردهای یادگیری‌محور را متمایز کرد: نخست، شبکه‌های فیزیک‌محور[۹] قرار دارند که در آنها معادلات حاکم- مانند معادلهٔ هلمهولتز- به‌صورت صریح در تابع هزینه مدل وارد می‌شوند تا شبکه ضمن یادگیری از داده‌ها، قیود فیزیکی مسئله را نیز رعایت کند. این روش‌ها دقت بالایی در تقریب پدیده‌های صوتی ارائه داده‌اند، هر چند تعمیم آنها به هندسه‌های سه‌بعدی پیچیده و اجرای عددی کارآمد همچنان چالش‌برانگیز است[۲۹]. دستهٔ دوم، روش‌های تبدیل MRI [۱۰] به CT [۱۱] است که هدف آن‌ها تولید تصاویر شبه CT از داده‌های MRI می‌باشد. این روش با حذف نیاز به CT واقعی، از تابش پرتوی یونیزان به بیمار جلوگیری می‌کند و در عین حال امکان حفظ اطلاعات مربوط به تراکم استخوان را برای شبیه‌سازی‌های صوتی فراهم می‌سازد. با این حال، این شبکه‌ها معمولاً هنوز نیازمند اجرای یک گام جداگانهٔ شبیه‌سازی صوتی برای محاسبهٔ میدان فشار هستند [۳۱،۳۰]. گروه سوم شامل مدل‌های ابروضوح[۱۲] است که با هدف افزایش دقت فضایی شبیه‌سازی‌ها توسعه یافته‌اند. در این رویکرد، ابتدا میدان صوتی با تفکیک‌پذیری پایین‌تر محاسبه می‌شود و سپس یک شبکهٔ یادگیری عمیق آن را به توزیعی با وضوح و دقت بالاتر بازسازی می‌کند. این روش با کاهش هزینهٔ محاسباتی، زمان پیش‌بینی را به‌طور قابل‌توجهی کاهش می‌دهد؛ هر چند کیفیت نهایی آن به دقت شبیه‌سازی اولیه وابسته است [۳۲]. در نهایت، پیش‌بینی مستقیم میدان صوتی دسته‌ای از روش‌ها را شامل می‌شود که در آنها شبکه‌های یادگیری عمیق به‌صورت انتها به انتها آموزش داده می‌شوند تا مستقیماً از ورودی‌هایی مانند مشخصات مبدل، پارامترهای تحریک و داده‌های CT جمجمه، توزیع فشار درون جمجمه را پیش‌بینی کنند. این رویکرد با ارائه زمان استنتاج بسیار کوتاه و تعمیم‌پذیری بالا، گزینه‌ای نویدبخش برای کاربردهای بیدرنگ در هدایت درمانی محسوب می‌شود، هرچند همچنان نیازمند مجموعه‌داده‌های بزرگ و ارزیابی‌های تجربی دقیق است [۳۳].

با وجود پیشرفت‌های اخیر در استفاده از یادگیری عمیق برای پیش‌بینی میدان صوتی در تحریک فراصوت متمرکز، اغلب مطالعات بر داده‌های حاصل از مبدل‌های تک‌عنصر متمرکز بوده‌اند. تنها در دو پژوهش اخیر از آرایه‌های چندعنصری برای مدل‌سازی میدان فشار استفاده شده است: یکی بر پایهٔ آرایهٔ خطی در محیط دوبعدی [۳۳] و دیگری با بهره‌گیری از آرایهٔ منحنی در مقیاس سه‌بعدی [۳٤]. با این حال، تفاوت در پارامترهای هندسی، تعداد حسگرها، و شرایط مرزی موجب می‌شود مقایسهٔ مستقیم میان آنها دشوار باشد و نتایج به‌راحتی به هندسه‌های پیچیده‌تر قابل تعمیم نباشند.

از منظر طراحی و کاربرد، چیدمان هندسی حسگرها در آرایه نقش کلیدی در شکل‌دهی پرتو، کنترل لوب‌های جانبی و بهینه‌سازی تمرکز انرژی دارد [۳۵-۳۷]. در حالی که بیشتر آرایه‌های مورد استفاده در حوزه یادگیری عمیق تاکنون دارای فواصل یکنواخت بوده‌اند، بررسی چیدمان‌های غیریکنواخت می‌تواند به تمرکز مؤثرتر و کاهش اعوجاج فاز در محیط‌های ناهمگن منجر شود. این موضوع به‌ویژه در کاربردهای درون‌جمجمه‌ای، که مسیر انتشار امواج به‌شدت تحت تأثیر ویژگی‌های استخوان قرار دارد، اهمیت دوچندان می‌یابد بر این اساس، پژوهش حاضر بر توسعهٔ چارچوبی یادگیری‌محور برای مدل‌سازی میدان فشار در آرایهٔ منحنی با چیدمان نمایی حسگرها متمرکز است. برای بررسی امکان‌پذیری این چیدمان، در گام اول شبیه‌سازی‌های مقایسه‌ای میان آرایه‌های خطی- یکنواخت، منحنی- یکنواخت و منحنی با توزیع نمایی انجام می‌شود. در گام دوم، این چارچوب با استفاده از داده‌های شبیه‌سازی شده دقیق و بازآموزی یک معماری یادگیری عمیق موجود توسعه یافته است تا بتواند ویژگی‌های هندسی آرایه‌های پیچیده‌تر را بازنمایی کند و نتایج آن با رفتار میدان صوتی شبیه‌سازی شده مطابقت داشته باشد

9-Physics-Informed Neural Networks- PINNs
10-Magnetic Resonance Imaging- MRI
11-Computed Tomography- CT
12-Super-Resolution Models

به‌طـور خلاصه، این پژوهش با بهره‌گیری از یادگیری انتقالی، تعمیم رویکردهای یادگیری عمیق از آرایه‌های خطی به ساختارهای منحنی غیریکنواخت را امکان‌پذیر می‌سازد و زمینه توسعه سامانه‌های خودکار درمان فراصوت مغز را فراهم می‌کند. ســاختار این مقالــه در بخش‌های آتی به شــرح زیر تنظیم شده است: در بخش دوم، معیارهای فنی انتخاب هندسه مناسب برای آرایه فازی بررسی می‌شوند و در بخش سوم، چارچوب مدل‌سازی عددی و پیاده‌سازی شبیه‌سازی میدان فراصوت تشریح می‌گردد. بخش چهارم بــه تولید مجموعه‌داده و معماری شــبکه عصبی مبتنی بر یادگیری انتقالی می‌پــردازد، و در بخش پنجم، یافته‌ها در دو ســطح تحلیل فیزیکی آرایه و عملکرد محاسباتی شبکه ارائه می‌شــوند. نهایتاً، بخش ششــم به جمع‌بندی نتایج و چشم‌اندازهای آینده اختصاص دارد.

۲- ساختار آرایه‌های فازی

به‌منظــور ارزیابی عملکرد تمرکــز امواج فراصوت در شرایط فراجمجمه‌ای، سه نوع آرایه فازی طراحی و بررسی می‌شــوند: آرایه خطی یکنواخت، آرایه منحنی یکنواخت و آرایه منحنی با توزیع نمایی. این طراحی‌ها امکان مقایســه دقیق اثر هندسه و توزیع حسگرها بر دقت و وضوح میدان فشار را فراهم می‌آورد.

۲-۱-آرایه خطی یکنواخت

در این پیکربنــدی، که به‌عنوان آرایهٔ خــطی با توزیع یکنواخت تعریف شده است، ۸۰ حسگر با فاصلهٔ یکنواخت d = 0.7 mm از یکدیگر روی یک خط مستقیم قرار گرفته‌اند. آرایه به‌گونه‌ای طراحی شده که موازی با سطح جمجمه و متقارن نسبت به نقطهٔ مرکزی مبدل در مختصات (x_0, y_0) قرار گیرد؛ به طوری که این نقطه در راســتای عرضی بر محور تقارن میدان شبیه‌سازی منطبق شده و در راستای طولی در فاصله‌ای ثابت از حاشیه میدان تنظیم شده است. موقعیت شــروع آرایه در راســتای طولی، عمود بر امتداد انتقال موج فراصوتی، به‌صورت رابطه (۱) تعریف می‌شود

$$\begin{cases} x_i = x_0 \\ y_i = y_{start} + (i-1)\times d \quad , i = 1,2,3,...,N-1 \end{cases} \qquad (۱)$$

$$y_{start} = y_0 - d \times \frac{N}{2} \qquad (۲)$$

در ایــن معادلات، N نمایانگر تعداد کل عناصر آرایه و i بیانگر شماره زیرنویس هر عنصر آرایه است. این متغیرها برای تعیین موقعیت مکانی عناصر آرایه و نحوهٔ توزیع آنها در آرایش‌های مختلف به کار گرفته می‌شوند. در نتیجه، این پیکربندی با طول ۵/۵ سانتی‌متر، شامل چیدمانی یکنواخت از عناصر در یک راســتای خطی است و به‌عنوان ساختار پایه برای مقایسه با سایر پیکربندی‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد.

۲-۲-آرایه منحنی یکنواخت

در این ســاختار، همان تعداد عنصر بــا همان فاصلهٔ یکنواخت مورد اســتفاده در آرایهٔ خــطی، این‌بار روی یک قــوس دایره‌ای با شــعاع ثابــت R=10 cm چیده شــده‌اند. به‌منظور حفظ شرایط یکسان برای مقایسه، طول قوس با طول آرایهٔ خطی برابر در نظر گرفته شده است (L=5.5 cm). در نتیجه، تنها تفاوت میان این دو آرایش به هندسهٔ چیدمان عناصر محدود می‌شــود، در حالی‌که ســایر ویژگی‌های فیزیکی مجموعه ثابت باقی می‌مانند. ابتدا زاویهٔ کلی قوس برحسب رادیان با استفاده از رابطه (۳) محاسبه می‌شود:

$$\theta_T = \frac{L}{R} \qquad (۳)$$

از آنجا که می‌خواهیم حسگرها به‌صورت متقارن حول محور مرکزی قــرار گیرند، زاویهٔ شــروع θ_{start} و پایان θ_{end} به‌صورت رابطه (٤) تعریف می‌شوند:

$$\theta_{start} = -\frac{\theta_T}{2} \quad , \quad \theta_{end} = +\frac{\theta_T}{2} \qquad (٤)$$

زاویهٔ مربوط به هر حسگر از رابطه (۵) به‌دست می‌آید

$$\theta_i = \theta_{start} + \frac{(i-1)}{(N-1)} \times \theta_T \ , \ i = 1,2,...,N \qquad (۵)$$

در نهایت، مختصات دو بعدی هر عنصر نسبت به نقطهٔ مرکزی مبدل در مختصات (x_0, y_0) به صورت رابطه (٦) محاسبه می‌شود:

$$\begin{cases} x_i = R \times (1-\cos(\theta_i)) + x_0 \\ y_i = R \times \sin(\theta_i) + y_0 \end{cases} \quad (٦)$$

۲-۳-آرایه منحنی با توزیع نمایی

در این ساختار، ۸۰ عنصر حسگر بر روی قوسی دایره‌ای به شعاع R = 10cm قرار گرفته‌اند که چیدمان آنها از یک هندسه غیریکنواخت پیروی می‌کند. به‌منظور فراهم‌سازی امکان مقایسه منصفانه میان ساختارهای مختلف، طول این قوس (L=5.5cm) معادل طول آرایه خطی متناظر در نظر گرفته شده است. برخلاف آرایش‌های یکنواخت، در این پیکربندی فاصله میان حسگرها در امتداد قوس تابع یک توزیع نمایی است که از مرکز به سمت لبه‌ها کاهش می‌یابد. این چیدمان با هدف بهبود تمرکز پرتو و تضعیف لوب‌های جانبی طراحی شده است؛ به‌طوری‌که چگالی حسگرها در نواحی کناری آرایه بیشترین مقدار و در ناحیه مرکزی کمترین مقدار را دارد. برای پیاده‌سازی این نوع توزیع، ابتدا قوس به دو نیمه تقسیم شده و طول نیمهٔ اول برابر با $L_{half} = L/2$ و تعداد حسگرهای آن $N_{half} = N/2$ در نظر گرفته می‌شود. سپس با تعیین فاصلهٔ انتهایی d_{end}، فاصله دو حسگر در لبه‌های پایانی آرایه، که $d_{end} = 0.1, 0.2, ..., 0.6\,mm$ است، مقدار فاصلهٔ مرکزی d_{center} ، فاصله دو حسگر در وسط آرایه، از رابطه (۷) محاسبه می‌شود تا طول نیمهٔ اول آرایه به‌درستی پوشش داده شود.

$$d_{center} = (2 \times \frac{L_{half}}{N_{half}}) - d_{end} = (2 \times \frac{L}{N}) - d_{end} \quad (۷)$$

پس از محاسبهٔ فاصلهٔ مرکزی، فاصلهٔ بین هر جفت حسگر متوالی در نیمهٔ اول آرایه با استفاده از تابع نمایی به صورت رابطه (۸) به‌دست می‌آید.

$$d_i = d_{center} \times e^{-\alpha t} + (d_{end} - d_{center} \times e^{-\alpha}), \quad i = 1, 2, ..., \frac{N}{2} \quad (۸)$$

که در آن α نرخ کاهش نمایی است و $t = (i-1)/(\frac{N}{2}-1)$ به عنوان پارامتر موقعیت نرمال‌سازی شده در بازه $[0,1]$ تعریف می‌شود. جهت دستیابی به توزیع متقارن المان‌ها، بردار فواصل محاسبه شده برای نیمه نخست قرینه‌سازی می‌شود؛ بدین‌ترتیب بردار نهایی فواصل به‌صورت $D = [d_1, ..., d_{40}, ..., d_1]$ که شامل ۷۹ فاصله برای ۸۰ المان، به‌گونه‌ای چیده می‌شود که بزرگترین فواصل در ناحیه مرکزی $(d_{40} = d_{center})$ و کوچکترین فواصل $(d_1 = d_{start} = d_{end})$ در دو انتهای آرایه قرار گیرند. در این فرایند ، فواصل خطی به‌صورت کمان‌های متناظر بر محیط دایره لحاظ می‌شوند تا چیدمان از فضای خطی به زاویه‌ای انتقال یابد. بر همین اساس، موقعیت زاویه‌ای عناصر به‌طور بازگشتی از طول کمان استخراج می‌گردد. جهت حفظ تقارن مرکزی، زاویه شروع عنصر نخست باید نیمی از طول آرایه را در سمت منفی محور پوشش دهد؛ لذا این زاویه طبق رابطه (۹) از مجموع فواصل نیمه اول آرایه (به رادیان) محاسبه می‌شود

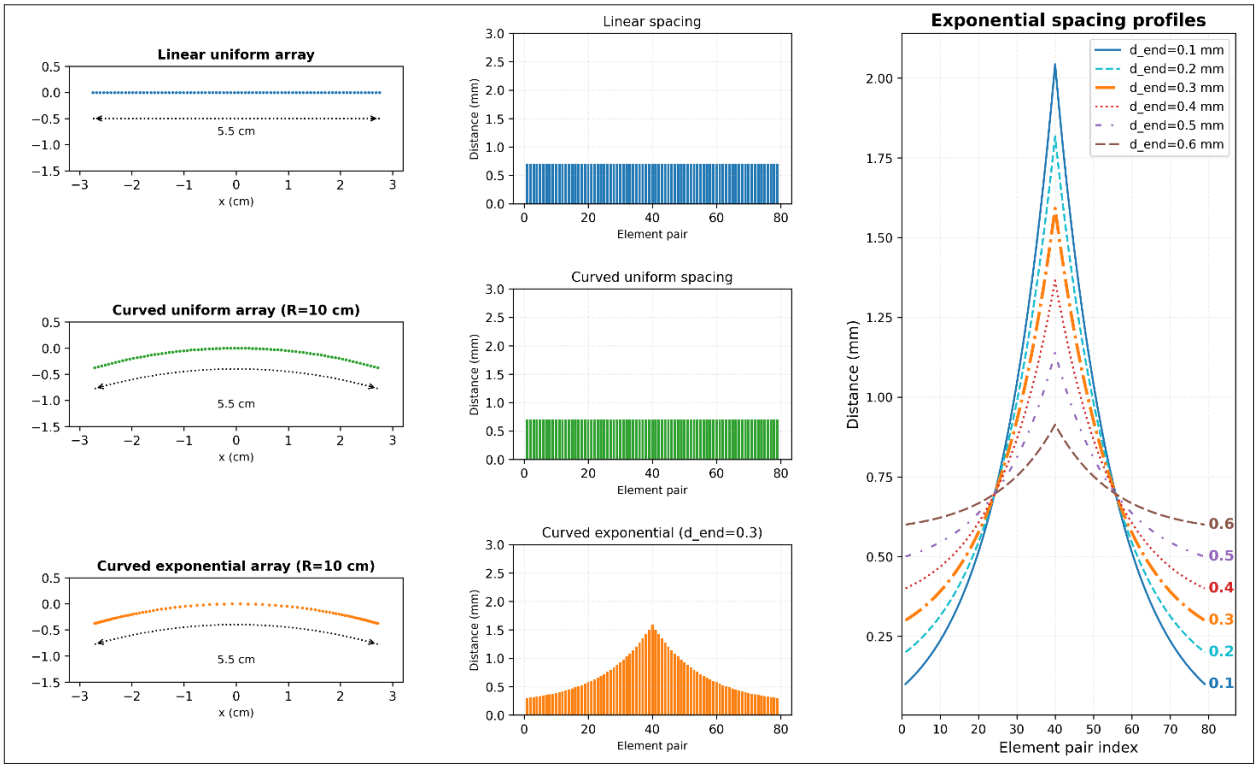
$$\theta_1 = \frac{-1}{R} \sum_{i=1}^{(N/2)-1} d_i \quad (۹)$$

پس از تعیین این نقطه مرجع، مختصات زاویه‌ای سایر عناصر با افزودن گام‌به‌گام سهم‌های زاویه‌ای حاصل از هر فاصله نمایی محاسبه می‌شود. این فرایند بازگشتی که در رابطه (۱۰) بیان شده است، انطباق دقیق توزیع طراحی شده بر انحنای قوس را تضمین می‌کند.

$$\theta_i = \theta_{i-1} + \frac{d_{i-1}}{R}, \; i = 2, 3, ..., N \quad (۱۰)$$

در نهایت، مختصات دوبعدی هر حسگر نیز با استفاده از شعاع انحنا و زاویهٔ محاسبه شده، به‌صورت رابطه (٦) حول نقطه مرکزی آرایه تعیین می‌شود.

این سه ساختار آرایه با طول دهانه برابر و شرایط مبنایی یکسان طراحی شدند تا امکان تحلیل و مقایسه بی‌طرفانه عملکرد کانونی‌سازی میان آنها فراهم شود. شکل ۱ نمای کلی سه پیکربندی آرایه‌ها و پروفایل فاصله‌های متناظر را نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود،



شکل ۱: مقایسه سه پیکربندی آرایه فازی شامل آرایه خطی یکنواخت، آرایه منحنی یکنواخت و آرایه منحنی با توزیع نمایی. ستون اول مختصات دوبعدی عناصر را نشان می‌دهد، ستون دوم پروفایل فاصله بین عناصر برای هر پیکربندی را نمایش می‌دهد و ستون سوم تغییرات فاصله در آرایه منحنی نمایی با مقادیر مختلف فاصله دو حسگر در لبه‌های پایانی آرایه (d_{end})را مقایسه می‌کند. در تمامی آرایه‌ها تعداد عناصر برابر با ۸۰ و طول دهانه مؤثر ۵/۵ سانتی‌متر در نظر گرفته شده است.

در آرایه خطی و منحنی یکنواخت فاصله‌ها ثابت بوده، در حالی که در آرایه منحنی نمایی فاصله‌ها به‌صورت غیر یکنواخت و تابعی از موقعیت تغییر می‌کنند.

۳- چارچوب مدل‌سازی عددی

به‌منظور مدل‌سازی دقیق میدان صوتی، از جعبه ابزار k-Wave به‌عنوان یک بُن‌سازهٔ توانمند در حوزه زمان استفاده گردید[۳۸]. k-Wave با تکیه بر روش شبه‌طیفی در فضای عددی و با حل معادلات موج مبتنی بر فرم گسترده شده معادله وسترولت، قادر است ناهمگنی‌های شدید در چگالی، سرعت صوت، ضرایب جذب و رفتار غیرخطی را با دقت بالا مدل‌سازی کند. به‌منظور تأمین داده‌های ساختاری جمجمه بدون نقض حریم خصوصی و غلبه بر محدودیت‌های دسترسی به تصاویر بالینی، از مدل مولد عمیق SkullGAN (مبتنی بر معماری DC-GAN [۱۳]) استفاده شد که قادر به تولید برش‌های CT مصنوعی با شباهت بالا به ساختار استخوانی واقعی است[۳۹]. تصاویر اولیه با ابعاد ۱۲۸×۱۲۸ پیکسل بودند و برای دستیابی به وضوح فضایی مورد نیاز، با روش درونیابی نزدیک‌ترین همسایه به ابعاد ۵۱۲×۵۱۲ افزایش اندازه داده شدند. سپس، واحدهای هانسفیلد (HU)[۱۴] استخراج شده از این تصاویر مصنوعی، به پارامترهای صوتی حیاتی تبدیل گردید. چگالی (ρ) به صورت مستقیم با استفاده از تابع داخلی hounsfield2density در جعبه ابزار k-Wave استخراج گردید. برای جلوگیری از بروز ناپایداری عددی در نواحی خارج جمجمه یا با HU پایین، مقدار چگالی به حداقل مقدار مجاز برای محیط‌های سیال یعنی $\rho = 997 kg/m^3$ محدود گردید، تا مشخصات صوتی ناحیه خارج جمجمه به آب خالص نزدیک شود. سرعت صوت (c) با نگاشت تجربی $c = 1.33\rho + 167$ تعیین گردید، و ضریب جذب ثابت (α) برابر با α = 13.3 dB/cm/MHz مشخص شد. این پارامترهای

13-Deep Convolutional Generative Adversarial Network

14-Hounsfield Unit -HU

نهایی سه‌گانه (چگالی، سرعت صوت و جذب) به‌عنوان ورودی اصلی محیط انتقال در شبیه‌سازی k-Wave مورد استفاده قرار گرفتند. شبیه‌سازی‌ها در فضای دوبعدی به ابعاد ۶×۶ سانتی‌متر انجام می‌گیرد که با استفاده از یک شبکه با ابعاد ۵۱۲×۵۱۲ نمونه‌برداری می‌شود. در نتیجه، اندازه هر سلول در شبکه برابر با ۰/۱۱۷ × ۰/۱۱۷ میلی‌متر در نظر گرفته می‌شود. آرایهٔ ۸۰ حسگری طراحی شده، که جزئیات آن در بخش ۲ ارائه شد، در این محیط قرار گرفت و با فرکانس مرکزی تحریک برابر با ۵۰۰ kHZ به‌کار گرفته شد. تحریک آرایه از طریق یک پالس فراصوتی شامل پنج چرخهٔ متوالی با طول کلی ۱۰ میکروثانیه اعمال شد و فشار پیک آن برابر با ۱ MPa در نظر گرفته شد. مهمترین بخش این روشگان، جبران اعوجاج فاز است که در اثر عبور امواج از جمجمه ایجاد می‌شود. این امر با به‌کارگیری روش وارونگی زمانی (TR) [15] انجام پذیرفت[۴۰].

۳-۱- چارچوب ارزیابی عملکرد آرایه‌های فراصوت

در این مطالعه، ساختار ارزیابی عملکرد و چارچوب اجرای شبیه‌سازی‌های گسترده به‌گونه‌ای طراحی شد که امکان مقایسه‌ای منصفانه، بازتولیدپذیر و بدون سوگیری میان هندسه‌های مختلف آرایه‌های فراصوت فراهم گردد. بدین‌منظور، راهبرد استقرار و هم‌ترازی آرایه‌ها به‌صورت یکپارچه و استاندارد پیاده‌سازی شد تا تمامی پیکربندی‌ها، شامل آرایه خطی- مستقیم، آرایه منحنی- یکنواخت و شش نسخه متمایز از آرایه منحنی- نمایی، در شرایط فضایی همسان نسبت به جمجمه قرار گیرند و اثر خالص هندسه و الگوی فاصله‌گذاری حسگرها بر کارایی تمرکز امواج به‌طور مستقل قابل ارزیابی باشد. در آرایه خطی، کلیه حسگرها بر امتداد یک خط مستقیم و موازی با لبه فوقانی دامنه شبیه‌سازی قرار داده شدند و فاصله عمودی تمام حسگرها از این لبه به‌طور ثابت برابر با ۳ میلی‌متر تنظیم گردید تا هم‌ترازی دقیق عمودی تضمین شود. در آرایه‌های منحنی (یکنواخت و نمایی)، مرکز تقارن هندسی در همان ارتفاع ۳ میلی‌متر تثبیت شد و حسگرها بر روی قوس حول این مرکز توزیع گردیدند. برای ارزیابی دقیق و دارای پشتوانه آماری، یک پروتکل شبیه‌سازی وسیع تعریف شد. ابتدا ۵۶ نقطه هدف در فضای درون‌جمجمه‌ای به‌صورت متوازن انتخاب گردید تا نواحی مرکزی، عمقی و پیرامونی مغز را پوشش دهد. سپس، برای هر نقطه هدف، شبیه‌سازی‌ها بر روی ۹ نمونه متفاوت از جمجمه انسانی انجام شد تا اثر تنوعات مورفولوژیکی و آناتومیکی لحاظ گردد. در هر جمجمه، تمامی پیکربندی‌های آرایه شامل خطی- مستقیم، منحنی- یکنواخت و شش نسخه آرایه منحنی- نمایی با مقادیر مختلف فاصله دو حسگر در لبه‌های پایانی آرایه ($d_{end} = 0.1, 0.2, ..., 0.6 mm$) تحت شرایط یکسان آزمون شدند. در نتیجه، برای هر نوع آرایه ۵۰۴ شبیه‌سازی (۵۶ نقطه هدف × ۹ جمجمه) و در مجموع برای هشت پیکربندی مختلف، ۴۰۳۲ شبیه‌سازی مستقل اجرا گردید که بستری غنی برای تحلیل‌های آماری معتبر و افزایش قابلیت تعمیم‌پذیری نتایج فراهم ساخت.

به‌منظور سنجش جامع عملکرد، مجموعه‌ای از شاخص‌های کمّی و کیفی استخراج و تحلیل می‌شود. پارامتر پهنای لوب اصلی در سطح نصف پیشینه (FWHM) [16] به‌عنوان شاخص محوری وضوح و تمرکز فضایی میدان صوتی در نقطه کانونی به‌کار رفت. افزون بر آن، مقدار و موقعیت فشار پیک به‌عنوان پارامترهای حیاتی در ارزیابی شدت انرژی متمرکز و دقت هدایت امواج مورد بررسی قرار گرفت. همچنین سطح لوب‌های جانبی (SLL)[17] در دو راستای عرضی مورد تحلیل قرار گرفت تا میزان نشت انرژی خارج از ناحیه کانونی ارزیابی شود. در نهایت، میانگین و واریانس شاخص‌ها در میان نمونه‌های مختلف جمجمه محاسبه می‌گردد تا ثبات عملکرد آرایه‌ها در برابر تنوعات آناتومیکی و قابلیت اتکای آماری نتایج ارزیابی شود. بر این اساس، در ادامه پژوهش، آرایه منحنی- نمایی با فاصله انتهایی ۰/۳ میلی‌متر به‌عنوان ساختار منتخب

15-Time Reversal – TR

16-Full Width at Half Maximum – FWHM

17-Side Lobe Level- SLL

برای مراحل تولید مجموعه‌داده آموزشی و آموزش شبکه یادگیری عمیق به‌کار گرفته شد.

۴- تولید مجموعه‌داده آموزشی

پس از ارزیابی آرایه‌ها و انتخاب ساختار کارآمد بر اساس نتایج بخش ۳، فرایند تولید مجموعه‌داده آموزشی برای آموزش شبکه یادگیری عمیق اجرا گردید. در این مرحله، تمامی شبیه‌سازی‌ها با همان چارچوب عددی، هندسه دامنه، تنظیمات فرکانسی و شرایط تحریک معرفی‌شده در بخش مدل‌سازی انجام گرفتند؛ با این تفاوت که هدف اصلی استخراج داده برای آموزش شبکه بود. برای تولید ورودی‌های ساختاری، از شبکه مولد Skull-GAN جهت ایجاد برش‌های مصنوعی CT استفاده شد و از میان خروجی‌های آن، ۳۵۰ تصویر با کمترین خطای بازسازی انتخاب گردید؛ سپس ۲۵۰ تصویر برای آموزش و ۱۰۰ تصویر برای ارزیابی مدل تخصیص یافتند. پس از آماده‌سازی این ورودی‌ها، برای هر تصویر جمجمه ٥٦ موقعیت هدف مستقل در ناحیه درون‌جمجمه‌ای تعریف شد که در مجموع ۱٤۰۰۰ شبیه‌سازی مستقل را تشکیل دادند. موقعیت آرایه در تمامی نمونه‌ها ثابت بوده و در فاصله ۳ میلی‌متری از مرز فوقانی دامنه عددی قرار داده شد تا سازگاری فضایی داده‌ها حفظ شود. مسیرهای انتشار امواج از آرایه به سمت نقاط هدف نیز با استفاده از الگوریتم آنتی‌الیاس شده برسنهم[18] تعیین شدند تا به‌عنوان راهنماهای آموزشی، دقت شبکه عصبی در یادگیری انتشار امواج فراصوت و پیش‌بینی موقعیت هدف ارتقا یابد. میانگین زمان اجرای هر شبیه‌سازی حدود ٤۰ ثانیه بود و تمامی محاسبات بر روی زیرساخت محاسباتی ابر فردوسی با بهره‌گیری از کارت گرافیک NVIDIA RTX ۳۰۹۰ انجام شد. در نهایت، داده‌های آموزشی شامل میدان فشار صوتی و پروفایل‌های تصحیح فاز بودند که از طریق شبیه‌سازی‌های دقیق در محیط متلب و با استفاده از جعبه‌ابزار k-Wave استخراج شدند. پیش از ورود داده‌ها به شبکه عصبی، عملیات نرمال‌سازی به‌صورت نظام‌مند اعمال گردید؛ به‌گونه‌ای که تمامی ورودی‌های ساختاری بر اساس حداکثر شدت HU موجود در کل مجموعه داده‌های CT جمجمه نرمال‌سازی شدند و هر میدان فشار خروجی نیز نسبت به خودش نرمال‌سازی شد تا مقادیر در بازه صفر تا یک قرار گیرند.

۴-۱- چارچوب یادگیری عمیق و تنظیمات آموزش و اعتبارسنجی

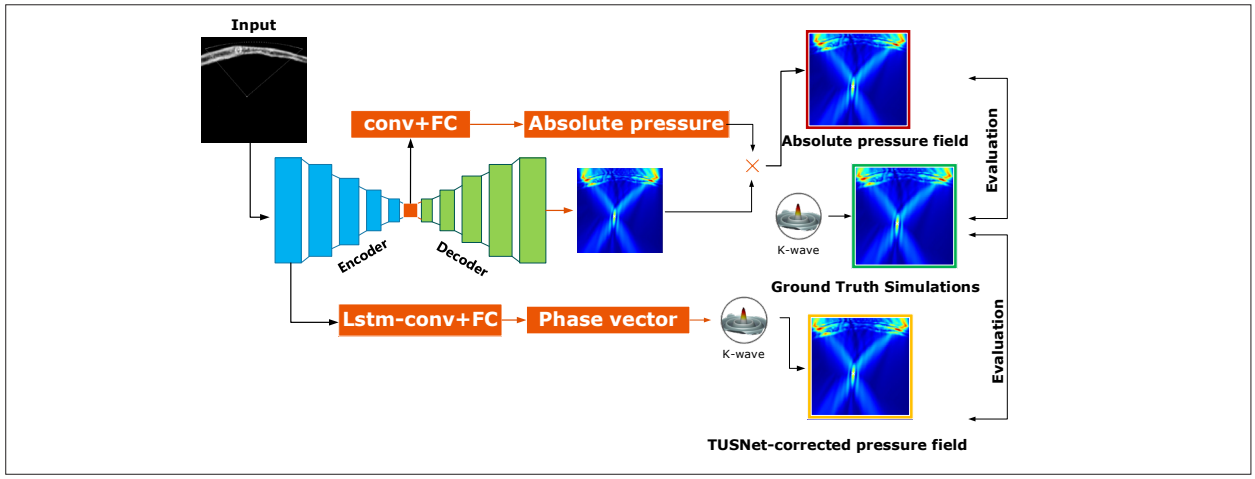
در این پژوهش، به‌منظور مدل‌سازی میدان فشار فراصوت عبوری از جمجمه و برآورد پارامترهای کنترلی تحریک، از چارچوب یادگیری عمیق از پیش معرفی‌شده‌ای با عنوان TUSNet [19] استفاده می‌شود [۳۳]. این معماری که در مطالعات پیشین به‌طور اختصاصی برای پیش‌بینی میدان فشار فراصوت و محاسبه پروفایل‌های تصحیح فاز در محیط ناهمگن جمجمه توسعه یافته است، در این کار به‌عنوان یک مدل پایه مورد استفاده قرار گرفت و هیچ‌گونه تغییر اساسی در ساختار آن اعمال نشد.

معماری TUSNet از یک ساختار متقارن رمزگذار–رمزگشا[20] مبتنی بر بلوک‌های ترکیبی هم‌آمیختی–بازگشتی[21] بهره می‌برد که امکان استخراج هم‌زمان ویژگی‌های فضایی و وابستگی‌های بلندبرد را فراهم می‌سازد که جزئیات ساختاری و نحوه اتصال زیرشبکه‌های آن در شکل ۲ نمایش داده شده است. بلوک رمزگذار با دریافت تصاویر CT جمجمه به‌همراه اطلاعات هندسی آرایه و موقعیت هدف، داده‌ها را به یک بازنمایی فشرده نگاشت می‌کند و بلوک رمزگشا با استفاده از اتصالات میان‌بر، میدان فشار نرمال‌شده دوبعدی را با حفظ جزئیات مکانی بازسازی می‌نماید. افزون بر این، شبکه به‌صورت چندوظیفه‌ای طراحی شده و به‌طور هم‌زمان بازسازی میدان فشار، پیش‌بینی بردار تصحیح فاز حسگرهای آرایه و برآورد فشار اوج مطلق در نقطه هدف را انجام می‌دهد.

آموزش شبکه به‌صورت کاملاً نظارت‌شده و بر مبنای مجموعه داده معرفی شده در بخش تولید داده انجام گرفته

18-Bresenham

19-Transcranial Ultrasound Neural Network- TUSNet
20-Encoder–Decoder
21-Convolutional + Recurrent Neural Network



شکل ۲: نمودار جریانی معماری شبکه TUSNet و فرایند ارزیابی چندوظیفه‌ای. مدل با دریافت تصویر CT جمجمه و موقعیت مبدل و هدف در ورودی ، از یک رمزگذار (Encoder) مشترک برای استخراج ویژگی‌های ساختاری استفاده می‌کند. معماری شبکه شامل سه شاخه خروجی مجزا است: ۱) شاخه فوقانی برای پیش‌بینی فشار پیک مطلق (Absolute Pressure)، ۲) شاخه میانی شامل رمزگشا (Decoder) جهت بازسازی میدان فشار نرمال‌شده، و ۳) شاخه تحتانی مبتنی بر بلوک‌های ترکیبی LSTM-Conv جهت استخراج بردار فاز (Phase Vector).

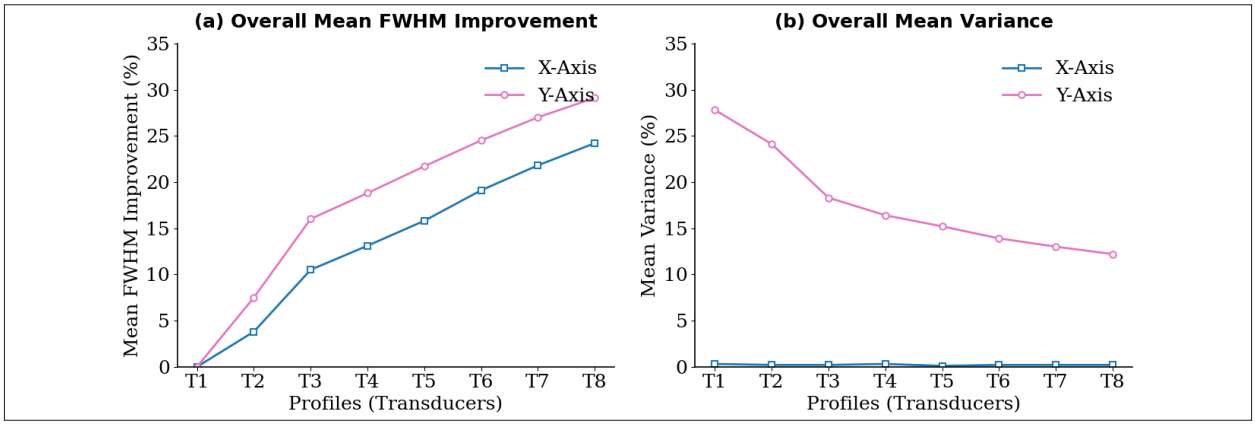
است. با توجه به تفاوت ماهیت خروجی‌ها و عدم استفاده از توابع هزینه مبتنی بر قیود فیزیکی، هر یک از وظایف به‌طور مستقل بهینه‌سازی شدند و تنها بخش رمزگذار به‌عنوان استخراج‌کننده ویژگی مشترک میان شاخه‌ها مورد استفاده قرار گرفت. به‌منظور افزایش پایداری یادگیری و تطبیق شبکه با سناریوی حاضر، از راهبرد یادگیری انتقالی مرحله‌ای استفاده شده‌است؛ به‌گونه‌ای که شبکه ابتدا با وزن‌های حاصل از مدل‌های آموزش‌دیده بر داده‌های مبتنی بر آرایه‌های خطی مقداردهی اولیه شد [۴۱] و سپس با داده‌های شبیه‌سازی شده مربوط به آرایه منحنی- نمایی منتخب بازآموزی گردید. در گام نخست، تنها، معماری رمزگذار-رمزگشا به منظور تولید میدان فشار فراصوت نرمال‌شده آموزش داده شد و پس از تثبیت بازنمایی‌های فشرده، شاخه‌های پیش‌بینی بردار فاز و فشار اوج به‌صورت جداگانه آموزش دیدند. تمامی مراحل آموزش با تنظیم اندازه دسته‌های ۱۲۸ انجام شد. بهینه‌سازی پارامترهای شبکه با استفاده از الگوریتم ادم[۲۲]، نرخ یادگیری اولیه $2e^{-4}$ صورت گرفت؛ همچنین تعداد ۲۰ تکرار[۲۳] برای هر مرحله از آموزش در نظر گرفته شد. به‌منظور پایداری روند همگرایی، از یک سیاست تطبیقی جهت تنظیم نرخ یادگیری استفاده شد؛ به‌گونه‌ای که در صورت عدم کاهش محسوس خطای اعتبارسنجی به مدت پنج دوره متوالی با آستانه کمتر از e^{-3}، نرخ یادگیری به‌طور خودکار به یک‌دهم مقدار فعلی کاهش می‌یابد. برای بازسازی میدان فشار نرمال شده از تابع خطای میانگین مربعات وزنی با تأکید بر ناحیه تمرکز استفاده شد، در حالی که برای پیش‌بینی بردار فاز و فشار اوج، معیار میانگین قدر مطلق خطا به کار گرفته شد.

همچنین، جهت جلوگیری از بیش‌برازش و افزایش پایداری، تکنیک توقف زودهنگام مورد استفاده قرار گرفت. در نهایت، مطابق با بخش انتهایی شکل ۲، فرایند اعتبارسنجی از طریق مقایسه خروجی‌های پیش‌بینی شده شبکه (شامل میدان فشار بازسازی‌شده و میدان تصحیح‌شده با فاز) با داده‌های مرجع حاصل از شبیه‌ساز k-Wave انجام شد تا دقت مدل در بازسازی واقع‌گرایانه میدان تحت شرایط آناتومیکی مختلف سنجیده شود.

۵- نتایج

در این بخش، یافته‌های پژوهش در دو سطح تحلیل فیزیکی چیدمان آرایه و ارزیابی دقت محاسباتی شبکه عصبی مورد بررسی قرار می‌گیرد. هدف، کمّی‌سازی و مقایسه کارایی تمرکز فراصوت فراجمجمه‌ای در دو

22-Adam
23-Epoch



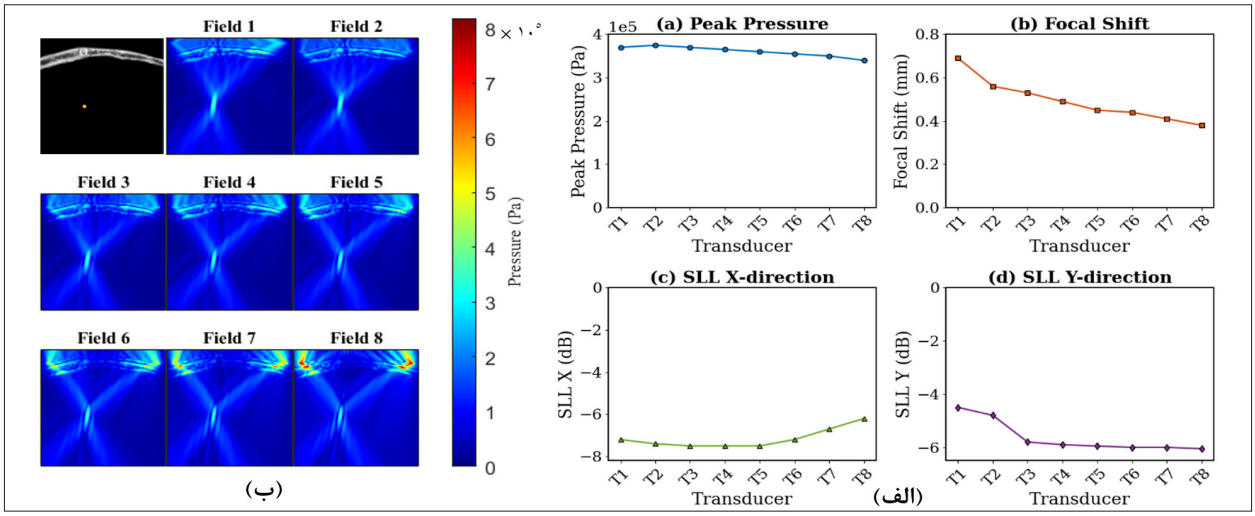
شکل ۳: تحلیل آماری عملکرد پیکربندی‌های مختلف: (الف) درصد بهبود میانگین FWHM در مبدل‌های منحنی (T2-T8) نسبت به آرایه خطی(T1)؛ (ب) مقایسه میانگین واریانس FWHM در آرایه خطی (T1) و آرایه‌های منحنی یکنواخت (T2) و آرایه های منحنی-نمایی(T3-T8).

ساختار آرایه خطی و آرایه منحنی با توزیع نمایی است.

۵-۱- ارزیابی هندسه آرایه

یکی از شاخص‌های کلیدی در ارزیابی کارایی تمرکز، پارامتر FWHM است که معیاری از قدرت تفکیک و تمرکز انرژی در ناحیه کانون ارائه می‌دهد. بدین‌منظور، عملکرد ساختارهای مختلف شامل آرایه خطی یکنواخت (T_1) به عنوان مرجع، آرایه منحنی با توزیع یکنواخت (T_2) و مجموعه‌ای از آرایه‌های منحنی با توزیع نمایی (T_3 الی T_8) مورد بررسی و مقایسه قرار گرفته‌اند. مطابق با شکل ۳-الف، تحلیل کمی پروفایل‌های فشار نشان‌دهنده بهبود مستمر FWHM در پی تغییر هندسه از حالت خطی به منحنی و سپس اعمال راهبرد چیدمان نمایی است. نتایج حاصل از مقایسه این ساختارها با آرایه خطی (T_1) در تمامی نقط هدف در هر مبدل و میانگین گیری بر روی ۹ نمونه جمجمه حاکی از آن است که افزایش چگالی چیدمان در نواحی پیرامونی، منجر به کاهش پهنای باریکه صوتی می‌گردد. این راهبرد در بهینه‌ترین حالت $d_{end} = 0.1mm$ ، موفق به ثبت بهبود FWHM به‌مقدار ۲۴ درصد در راستای X و ۲۹ درصد در راستای Y نسبت به مبدل خطی شده است. این روند اثبات می‌کند که راهبرد تراکم عناصر در لبه‌ها، از طریق بهبود تداخل سازنده امواج در ناحیه کانونی، نقش موثری در محدود کردن ابعاد کانون و ارتقای تفکیک‌پذیری فضایی ایفا می‌کند. علاوه بر بهبود مشخصه‌های هندسی کانون، به‌منظور ارزیابی پایداری عملکرد مبدل‌ها، واریانس FWHM برای تمامی نقاط هدف در هر مبدل محاسبه و میانگین‌گیری می‌شود. سپس، میانگین کلی مقادیر واریانس در ۹ نمونه جمجمه محاسبه شده است.

مطابق با شکل ۳-ب، در این نمودار عملکرد آرایه خطی در کنار هفت آرایه منحنی (T_2 الی T_8) با هدف سنجش میزان حساسیت کانون به تغییرات هندسه جمجمه مورد ارزیابی قرار گرفته است. مشاهده می‌شود که آرایه خطی با ثبت واریانس FWHM حدود ۲۸ درصد در راستای Y، بیشترین میزان تاثیرپذیری را نسبت به تغییرات ساختاری جمجمه از خود نشان می‌دهد. با این حال، با انتقال به سمت آرایه‌های منحنی و افزایش تراکم حسگرها در لبه، این پارامتر با شیبی تند کاهش یافته و در پیکربندی‌های T_7 و T_8 به حداقل مقدار خود (نزدیک به ۱۲ درصد) رسیده است. این کاهش بیش از ۵۰ درصدی در واریانس، تایید می‌کند که افزایش تراکم پیرامونی، علاوه بر تشکیل کانون باریک‌تر، منجر به دستیابی به عملکرد «مستقل از هندسه» می‌گردد؛ به‌گونه‌ای که سیستم در برابر تنوع ساختاری جمجمه در بیماران مختلف، پاسخ پایدارتر و قابل پیش‌بینی‌تری از خود نشان می‌دهد. بررسی جامع شاخص‌های تمرکز ارائه‌شده در شکل ٤-الف نمودارهای (a) تا (d) نشان می‌دهد که تغییر هندسه مبدل و فاصله انتهایی حسگرها تأثیر مستقیمی بر توزیع انرژی، پایداری کانون و رفتار لوب‌های جانبی دارد.

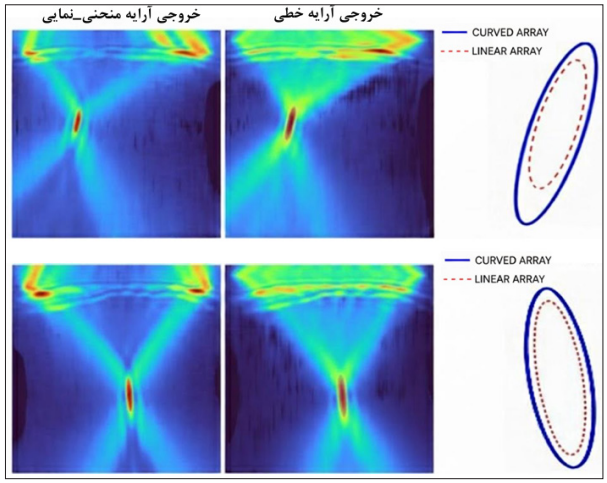


شکل ۴: تحلیل تطبیقی عملکرد صوتی مبدل‌های هشت‌گانه. بخش (الف) ارزیابی آماری پارامترهای تمرکز شامل فشار پیک، جابه‌جایی کانون و سطح لوب‌های جانبی (SLL) را بر روی کل مجموعه‌داده شامل تمامی نمونه‌های متنوع جمجمه و نقاط هدف نشان می‌دهد. بخش (ب) نمایش کیفی توزیع میدان فشار دوبعدی در یک نقطه هدف نمونه است که تفاوت در تغییرات ظاهری لکه کانونی را برای هر یک از هشت مبدل به تصویر می‌کشد.

مطابق نمودار (a)، فشار پیک در نقاط هدف با گذار از مبدل خطی T_1 به سمت آرایه‌های منحنی با فاصله انتهایی کمتر، روندی تقریباً یکنواخت با کاهش ملایم نشان می‌دهد؛ به‌طوری‌که مقدار فشار پیک از حدود $3.8\times10^5\,Pa$ در T_1 به حدود $3.5\times10^5\,Pa$ در T_8 می‌رسد. در مقابل، همان‌گونه که در نمودار (b) مشاهده می‌شود، خطای جابه‌جایی کانون از مکان هدف با حرکت از مبدل خطی به سمت آرایه‌های منحنی متراکم‌تر، روند کاهشی داشته و از حدود ۰/۷ میلی‌متر در T_1 به حدود ۰/٤ میلی‌متر در T_8 می‌رسد. این روند کاهشی به‌روشنی بیانگر بهبود پایداری مکانی کانون و کنترل دقیق‌تر محل تمرکز انرژی در آرایه‌های منحنی با فاصله انتهایی کمتر است. از منظر لوب‌های جانبی، نمودارهای (c) و (d) رفتار ناهمسان در دو راستای X و Y را تأیید می‌کنند. در راستای X مطابق نمودار (c)، مقدار SLL در مبدل خطی و مبدل منحنی یکنواخت در بازه‌ای نزدیک به $-7.5\,dB$ باقیمانده و سپس با کاهش فاصله انتهایی در آرایه‌های T_3 الی T_8 روند افزایشی ملایمی تا حدود $-6\,dB$ نشان می‌دهد.

در مقابل، در راستای Y مطابق شکل (d)، مقدار SLL روند کاهشی داشته و از حدود $-4.5\,dB$ در آرایه خطی T1 به نزدیک $-6\,dB$ در آرایه منحنی با فاصله انتهایی حسگرها به ۰/۱ میلی‌متر (T_8) می‌رسد که بیانگر سرکوب مؤثر لوب‌های جانبی در این راستا است. این عدم تقارن رفتاری مستقیماً به ماهیت دوبعدی بودن شبیه‌سازی و اعمال الگوی نمایی تنها در یک راستا نسبت داده می‌شود که موجب توزیع نامتقارن فاز و انرژی در میدان فشار شده است.

در مجموع، اگرچه کاهش جزئی میانگین فشار پیک در آرایه‌های منحنی مشاهده می‌شود، اما همزمان کاهش قابل‌توجه در خطا جابه‌جایی کانون و بهبود کنترل لوب‌های جانبی در راستای Y نشان می‌دهد که کیفیت تمرکز فضایی نه‌تنها حفظ شده بلکه از نظر پایداری و تفکیک‌پذیری مکانی بهبود یافته است. در نهایت، با ایجاد توازن میان وضوح کانون و کنترل لوب‌های جانبی در راستای X، آرایه منحنی–نمایی با فاصله لبه‌ای ۰/۳ میلی‌متر به‌عنوان ساختار منتخب جهت تولید مجموعه داده برای آموزش شبکه عصبی برگزیده شد. این انتخاب، ضمن بهره‌گیری از مزایای آرایه منحنی– نمایی در پایداری کانون، پتانسیل شبکه را برای یادگیری الگوهایی با توزیع انرژی متوازن و اعوجاج کمتر در هر دو راستا فراهم می‌آورد. در شکل ٤–ب، نمایش کیفی میدان فشار برای هشت مبدل در یک نقطه هدف نمونه ارائه شده است. این تصاویر تغییرات ظاهری کانون را هنگام گذار از آرایه خطی (T_1) به سمت آرایه‌های منحنی یکنواخت و منحنی‌های نمایی (T_2 الی T_8)



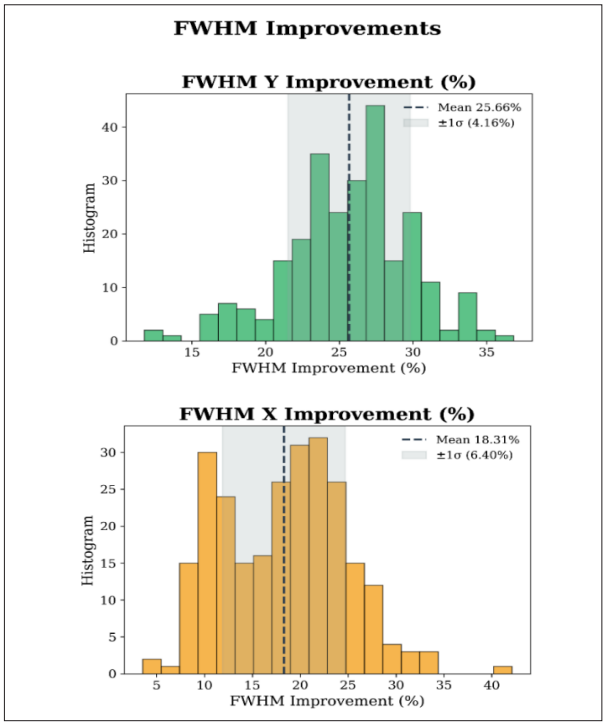
شکل ۵: نمایش کیفی میدان فشار بازسازی‌شده توسط شبکه TUSNet . در این تصویر، خروجی‌های شبکه برای دو پیکربندی آرایه منحنی- نمایی و آرایه خطی در کنار بیضی‌های نشان‌دهنده ناحیه تمرکز ترسیم شده است.

نشان می‌دهند که در آنها لکه کانونی فشرده‌تر و متقارن‌تر شده است.

۵-۲- تحلیل کیفی و مقایسه بهبود وضوح فضایی

تحلیل کیفی خروجی‌های حاصل از شبکه عصبی نشان می‌دهد که آرایه منحنی- نمایی در مقایسه با آرایه خطی، توانایی بالاتری در بازسازی دقیق و متمرکزتر لکه کانونی دارد. همان‌طور که در تصاویر میدان فشار پیش‌بینی شده توسط شبکه در شکل ۵ مشاهده می‌شود، لکه کانونی در حالت منحنی نسبت به حالت خطی به مراتب فشرده‌تر و باریک‌تر بازسازی شده است. علاوه بر این، بیضی‌های مربوط به محدوده FWHM در شکل ۵ به خوبی این موضوع را تایید می‌کند. این بهبود کیفی با تحلیل‌های آماری ارائه شده در شکل ٦ نیز کاملاً همخوانی دارد.

مطابق با توزیع‌های هیستوگرام در شکل ٦، جایگزینی آرایه خطی با آرایه منحنی-نمایی منجر به کاهش میانگین عرض کانون (FWHM) به میزان ۱۸/۳۱ درصد در راستا افقی (X) و ۲۵/٦٦ درصد در راستای عمودی (Y) شده است. انطباق دقیق بین نتایج کیفی شبکه در شکل ۵ و بهبودهای عددی در شکل ٦ نشان‌دهنده آن است که استفاده از یادگیری انتقالی، شبکه را قادر ساخته است تا ویژگی‌های صوتی برتر آرایه منحنی- نمایی را به خوبی درک کرده



شکل۶: توزیع درصد بهبود نقاط کانونی بازسازی‌شده توسط آرایه منحنی نمایی پیشنهادی در مقایسه با آرایه خطی. میانگین بهبود FWHM آرایه منحنی -نمایی در راستای X برابر با ۱۸/۳۱ درصد و در راستای Y برابر با ۲۵/۶۶ درصد نسب به حالت خطی می‌باشد.

و میدان فشاری با وضوح فضایی بالاتر و لوب‌های جانبی کنترل‌شده‌تر ارائه دهد.

۵-۳- ارزیابی عملکرد شبکه عصبی TUSNet

شبکه TUSNet [۳۳] در ابتدا برای آرایه خطی پیشنهاد شده است؛ با این حال، ما در این پژوهش با بهره‌گیری از راهبرد یادگیری انتقالی، از این شبکه برای تولید بردارهای فاز در آرایه منحنی- نمایی استفاده نمودیم. در این راستا، شبکه TUSNet بر اساس داده‌های اختصاصی آرایه منحنی- نمایی آموزش دیده و عملکرد آن در مقایسه با نتایج حاصل از آرایه خطی مورد ارزیابی قرار گرفت.

ارزیابی خروجی‌های شبکه، شامل بردارهای فاز و بازسازی مستقیم میدان صوتی، بر اساس معیارهای «خطای ناحیه کانونی»، «هم‌پوشانی ناحیه کانونی»، «خطای محوری و جانبی»، «خطای موقعیت کانونی» و «فاصله هاسدورف اصلاح شده» انجام و نتایج آن در جدول ۱ گزارش شده است. یافته‌ها نشان می‌دهد که خروجی بردار

فاز در آرایه منحنی- نمایی در تمامی شـاخص‌ها نسـبت بـه آرایه خطی برتری دارد. همچنین در بخش بازسـازی مسـتقیم میدان صوتی، آرایه منحنی- نمایی در معیارهای خطای ناحیه کانونی و فاصله هاسـدورف به‌طور وضوح برتر ظاهر شده و در شاخص هم‌پوشانی ناحیه کانونی نیز عملکردی هم‌سـطح با آرایه خطی ارائه داده است. اگرچه در پارامترهای خطای محوری و موقعیت کانونی، عملکرد این آرایه بـه ترتیب با مقادیر ۰/۳۷و ۰/۴۲ میلی‌متر اندکی ضعیف‌تر از آرایه خطی است، اما قرارگیری این مقادیر در محدوده زیر نیم میلی‌متر، انطباق کامل آنها با الزامات دقت در کاربردهای بالینی را تاییـد می‌کند. همچنین تفاوت در خطای جانبی بسیـار ناچیز و در حد زیر یک‌دهم میلی‌متر گزارش شـده اسـت. در مجموع، این نتایـج ضمن تایید کارایی شـبکه TUSNet، ضرورت توسـعه این معماری را به‌عنوان گامی در پژوهش‌هـای آتی جهت ارتقای عملکرد در آرایه‌هـای خـطی و غیرخطی با توزیـع غیریکنواخت حسگرها، آشکار می‌سازد.

۶- بحث و پیشنهادها

ارزیابی نتایج نشان می‌دهد که گذار از پیکربندی آرایه خطی بـه آرایه منحنی- نمایی، از طریـق بازتوزیع میدان انرژی، منجر به بهبود معنادار شـاخص‌های تمرکز امواج فراصوت شده اسـت. نتایج شبیه‌سازی‌ها بیانگر آن است که پیاده‌سـازی آرایـه منحنی- نمایی، پایـداری موقعیت مـکانی کانـون را در برابر نوسـانات آناتومیکی جمجمه افزایش داده و با کاهشی در حدود ۵۰ درصد در واریانس عملکرد همراه شـده است. همچنین، مقایسه توزیع FWHM در راسـتاهای افقی (X) و عمـودی (Y) برای نقاط کانونی در شبیه‌سازی‌های فیزیکی نشان می‌دهد که آرایه منحنی- نمایی در مقایسه با آرایه خطی، منجر به بهبود ۱۸ درصد در راستای X و ۲۴ درصد در راستای Y در فاصله انتهایی حسـگرها به مقدار ۰/۳ میلی‌متر می‌گـردد. علاوه بر این، مقدار سـطح لوب‌های جانبی (SLL) در راسـتای محور Y در آرایه منحنی- نمایی نسـبت به آرایه خطی کاهش یافته

جدول ۱: مقایسه معیارهای مکانی مدل TUSNet برای آرایه خطی و منحنی‌نمایی در دو حالت بازسازی مستقیم و خروجی فاز (k-Wave). مقادیر به‌صورت میانگین ± انحراف معیار گزارش شده‌اند.

معیار		آرایه خطی	آرایه منحنی- نمایی
خطای ناحیه کانونی (درصد%)	خروجی فاز	۸/۵۲ ± ۴/۶۱	۵/۱۹ ± ۴/۴۳
	بازسازی مستقیم	۸/۲۷ ± ۵/۴۳	۶/۰۶ ± ۵/۶۰
هم‌پوشانی ناحیه کانونی(درصد%)	خروجی فاز	۸۵/۹۶ ± ۵/۷۸	۸۵/۵۸ ± ۵/۸۵
	بازسازی مستقیم	۸۶/۹۵ ± ۷/۰۵	۸۵/۱۷ ± ۷/۰۱
خطای محوری (میلی‌متر (mm))	خروجی فاز	۰/۵۷ ± ۰/۳۵	۰/۳۳ ± ۰/۳۰
	بازسازی مستقیم	۰/۲۸ ± ۰/۲۶	۰/۳۷ ± ۰/۳۳
خطای جانبی (میلی‌متر (mm))	خروجی فاز	۰/۱۰ ± ۰/۱۰	۰/۰۹ ± ۰/۰۹
	بازسازی مستقیم	۰/۰۶ ± ۰/۰۷	۰/۰۷ ± ۰/۰۸
خطای موقعیت کانونی (میلی‌متر (mm))	بازسازی مستقیم	۰/۳۰ ± ۰/۲۶	۰/۴۲ ± ۰/۳۵
	خروجی فاز	۰/۵۹ ± ۰/۳۵	۰/۳۸ ± ۰/۳۷
فاصله هاسدورف اصلاح‌شده (میلی‌متر (mm))	خروجی فاز	۰/۱۸ ± ۰/۰۷	۰/۰۱۲ ± ۰/۰۷
	بازسازی مستقیم	۰/۱۵ ± ۰/۰۸	۰/۱۱ ± ۰/۰۵

و خطای جابه‌جایی کانونی نیز بهبود یافته اسـت؛ هر چند مقدار فشـار پیک در این حالت کاهش نشـان می‌دهد، اما این افت فشار از طریق تنظیم دامنه تحریک حسگرها، بدون تغییر در شـاخص‌های تمرکز مـکانی، کاملاً قابل جبران است.

توزیع FWHM در راسـتای X و Y بـرای نقاط کانونی بازسازی‌شده توسط شبکه عصبی TUSNet نیز بهبود یافته است؛ به‌طوری‌که در مقایسه با ناحیه کانونی بازسازی‌شده بـرای آرایه خطی، بهبودی معادل ۱۸ درصد در راسـتای X و ۲۵ درصد در راسـتای Y حاصل شـده که این نتایج، یافته‌های شبیه‌سـازی فیزیکی را تأیید و تکرار می‌کند. اگر چه شبکه عصبی TUSNet در مرجع [۳۳] برای آرایه خطی پیشنهاد شده بود، در این پژوهش با بهره‌گیری از یادگیری انتقالی برای آرایه منحنی- نمایی به کار گرفته شـد که در اکثر معیارها کارایی برتری نسبت به پیکربندی خطی ارائه داد. با این حال، توسـعه طراحی این شبکه برای آرایه‌های چندبعدی غیرخطی با توزیع غیریکنواخت حسگرها، یکی از راهکارهای آتی خواهد بـود. محدودیت دیگر این مطالعه، حجم داده‌های آموزشی در آرایه منحنی- نمایی (۱۴,۰۰۰

نمونه) در مقایسه با ۱۸۰,۴۳۲ نمونه مورد استفاده برای آرایه خطی در مرجع [۳۳] است. در مجموع، این پژوهش گامی آغازین در شبیه‌سازی محسوب می‌شود و ارزیابی نهایی آن مستلزم انجام آزمون‌های تجربی بر روی نمونه‌های واقعی جمجمه است. با توجه به این که شبکه TUSNet عمدتاً برای ساختارهای آرایه خطی طراحی شده، علی‌رغم کارایی بالای آرایه منحنی- نمایی، بهبود عملکرد شبکه برای ساختارهای غیرخطی و چندبعدی نیازمند تحقیقات بیشتر است. در این پژوهش، آرایه منحنی- نمایی برای تمامی جمجمه‌ها با ویژگی‌های هندسی متفاوت، یکسان در نظر گرفته شد؛ لذا شخصی‌سازی آرایه بر اساس هندسه اختصاصی هر جمجمه می‌تواند گامی مؤثر در بهبود عملکرد سیستم باشد. مسیر دیگر توسعه، شامل مدل‌سازی سه‌بعدی با آرایه‌های نیم‌کره‌ای است که امکان تحلیل دقیق‌تر برهم‌کنش امواج فراصوت در حجم واقعی جمجمه را فراهم می‌آورد. ترکیب این رویکردها می‌تواند زمینه را برای طراحی سامانه‌های فراصوت متمرکز بیدرنگ و شخصی‌سازی‌شده، با دقت تمرکزی نزدیک به مرزهای نظری، فراهم کند.

۷- نتیجه‌گیری

این مطالعه نشان داد که پیکربندی منحنی‌نمایی با بازتوزیع بهینه انرژی، هم‌زمان دقت و پایداری تمرکز فراجمجمه‌ای را بهبود می‌بخشد. نتایج نشان می‌دهد که آرایه منحنی‌نمایی پیشنهادی وضوح فضایی کانون را به‌ترتیب حدود ۱۸ درصد در راستای X و ۲٤ درصد در راستای Y ارتقا داده و با کاهش ۵۰ درصد در واریانس، عملکردی مستقل از نوسانات آناتومیکی جمجمه ارائه می‌دهد. علاوه بر این، جابه‌جایی کانون از ۰/۷میلی‌متر در آرایه خطی به ۰/٤میلی‌متر در آرایه پیشنهادی منحنی- نمایی کاهش یافته است، که بیانگر انطباق دقیق‌تر کانون با هدف درمانی است. در بخش محاسباتی، بازآموزی شبکه TUSNet با بهره‌گیری از یادگیری انتقالی و وزن‌های پیش‌آموزش‌دیده ساختار آرایه خطی، پتانسیل شبکه را در یادگیری الگوهای غیرخطی حتی با داده‌های محدود نشان داد. بهبود شاخص‌های کیفی و تشکیل لکه‌های کانونی فشرده‌تر، تأیید می‌کند که این رویکرد ترکیبی، ابزار مؤثری برای دستیابی به درمان‌های فراجمجمه‌ای با دقت بالاتر، شخصی‌سازی‌شده و پایدار در محیط‌های بالینی ناهمگن فراهم می‌آورد.

مراجع

1. Zhang, T., Pan, N., Wang, Y., Liu, C., & Hu, S. 2021. Transcranial focused ultrasound neuromodulation: a review of the excitatory and inhibitory effects on brain activity in human and animals, Front. Hum. Neurosci., Vol. 15, p. 749162.
2. Zhu, H., Allwin, C., Bassous, M. G., & Pouliopoulos, A. N. 2024. Focused ultrasound-mediated enhancement of blood–brain barrier permeability for brain tumor treatment: a systematic review of clinical trials, J. Neuro-Oncol., Vol. 170, No. 2, pp. 235–252.
3. Blackmore, J., Shrivastava, S., Sallet, J., Butler, C. R., & Cleveland, R. O. 2019. Ultrasound neuromodulation: a review of results, mechanisms and safety, Ultrasound Med. Biol., Vol. 45, No. 7, pp. 1509–1536.
4. Darmani, G. et al., 2022. Non-invasive transcranial ultrasound stimulation for neuromodulation, Clin. Neurophysiol., Vol. 135, pp. 51–73.
5. Bunevicius, A., McDannold, N. J., & Golby, A. J. 2020. Focused ultrasound strategies for brain tumor therapy, Oper. Neurosurg., Vol. 19, No. 1, pp. 9–18.
6. Lee, K. S., et al. 2022. Focused ultrasound stimulation as a neuromodulatory tool for Parkinson's disease: a scoping review, Brain Sci., Vol. 12, No. 2, p. 289.
7. Lescrauwaet, E., et al. 2022. Recent advances in the use of focused ultrasound as a treatment for epilepsy, Front. Neurosci., Vol. 16, p. 886584.
8. Seo, H., et al. 2025. Numerical investigation of layered homogeneous skull model for simulations of transcranial focused ultrasound, Neuromodulation, Vol. 28, No. 1, pp. 103–114.
9. Li, H., Barnard, I., Halliwell, T., Zhang, X., Melzer, A., & Huang, Z. 2024. Effects of skull properties on long-pulsed transcranial focused ultrasound transmission, arXiv preprint arXiv:2405.08489.
10. Pinton, G., et al. 2012. Attenuation, scattering, and absorption of ultrasound in the skull bone, Med. Phys., Vol. 39, No. 1, pp. 299–307.
11. Mattay, R. R., et al. 2024. MR thermometry during transcranial MR imaging–guided focused ultrasound procedures: a review, AJNR Am. J. Neuroradiol., Vol. 45, No. 1, pp. 1–8.
12. Odéen, H., Payne, A. H., & Parker, D. L. 2025. Magnetic Resonance Acoustic Radiation Force Imaging (MR-ARFI), J. Magn. Reson. Imaging.

13. Kaye, E. A., Chen, J., & Pauly, K. B. 2011. Rapid MR-ARFI method for focal spot localization during focused ultrasound therapy, Magn. Reson. Med., Vol. 65, No. 3, pp. 738–74
14. Winter, L., et al. 2016. Magnetic resonance thermometry: Methodology, pitfalls and practical solutions, Int. J. Hyperthermia, Vol. 32, No. 1, pp. 63–75.
15. Kaye, E. A., & Pauly, K. B. 2013. Adapting MRI acoustic radiation force imaging for in vivo human brain focused ultrasound applications, Magn. Reson. Med., Vol. 69, No. 3, pp. 724–733.
16. Korb, A. S., Shellock, F. G., Cohen, M. S., & Bystritsky, A. 2014. Low-intensity focused ultrasound pulsation device used during magnetic resonance imaging: Evaluation of magnetic resonance imaging-related heating at 3 Tesla/128MHz, Neuromodulation, Vol. 17, No. 3, pp. 236–241.
17. Lee, W., et al. 2015. Image-guided transcranial focused ultrasound stimulates human primary somatosensory cortex, Sci. Rep., Vol. 5, No. 1, p. 8743.
18. Chen, K. T., et al. 2021. Neuronavigation-guided focused ultrasound for transcranial blood-brain barrier opening and immunostimulation in brain tumors, Sci. Adv., Vol. 7, No. 6, p. eabd0772.
19. Brinker, S. T., Balchandani, P., Seifert, A. C., Kim, H. J., & Yoon, K. 2022. Feasibility of upper cranial nerve sonication in human application via neuronavigated single-element pulsed focused ultrasound, Ultrasound Med. Biol., Vol. 48, No. 6, pp. 1045–1057.
20. Leung, S. A., Webb, T. D., Bitton, R. R., Ghanouni, P., & Pauly, K. B. 2019. A rapid beam simulation framework for transcranial focused ultrasound, Sci. Rep., Vol. 9, No. 1, p. 7965.
21. Yoon, K., Lee, W., Croce, P., Cammalleri, A., & Yoo, S. 2018. Multi-resolution simulation of focused ultrasound propagation through ovine skull from a single-element transducer, Phys. Med. Biol., Vol. 63, No. 10, p. 105001.
22. Kyriakou, A., et al. 2015. Full-wave acoustic and thermal modeling of transcranial focused ultrasound, J. Ther. Ultrasound.
23. Huang, Y., et al. 2022. Finite-difference time-domain simulation of transcranial ultrasound propagation and beam focusing, Ultrasonics.
24. Leung, S. A., et al. 2021. Transcranial focused ultrasound phase correction using the hybrid angular spectrum method, Sci. Rep., Vol. 11, No. 1, p. 6532.
25. Nazir, A., et al. 2021. ECSU-net: an embedded clustering sliced U-net coupled with fusing strategy for efficient intervertebral disc segmentation and classification, IEEE Trans. Image Process., Vol. 31, pp. 880–893.
26. Dodia, S., Annappa, B., and Mahesh, P. A. 2022. "Recent advancements in deep learning based lung cancer detection: a systematic review", Eng. Appl. Artif. Intell., Vol. 116, p. 105490.
27. Saha, S., et al. 2021. "Hierarchical deep learning neural network (HiDeNN): an artificial intelligence (AI) framework for computation".
28. Moradi, M., et al. 2023. "Intelligent health indicator construction for prognostics of composite structures utilizing a semi-supervised deep neural network and SHM data", Eng. Appl. Artif. Intell., Vol. 117, p. 105502.
29. Stanziola, A., Arridge, S. R., Cox, B. T., and Treeby, B. E. 2021. "A Helmholtz equation solver using unsupervised learning: Application to transcranial ultrasound", J. Comput. Phys., Vol. 441, p. 110430.
30. Koh, H., Park, T. Y., Chung, Y. A., Lee, J.-H., and Kim, H. 2022. "Acoustic Simulation for Transcranial Focused Ultrasound Using GAN-Based Synthetic CT", IEEE J. Biomed. Health Inform., Vol. 26, No. 1, pp. 161–171.
31. Miscouridou, M., Pineda-Pardo, J. A., Stagg, C. J., Treeby, B. E., and Stanziola, A. 2022. "Classical and Learned MR to Pseudo-CT Mappings for Accurate Transcranial Ultrasound Simulation", IEEE Trans. Ultrason. Ferroelectr. Freq. Control, Vol. 69, No. 10, pp. 2896–2905.
32. Shin, M., Seo, M., Yoo, S.-S., and Yoon, K. 2024. "tFUS-Former: Physics-Guided Super-Resolution Transformer for Simulation of Transcranial Focused Ultrasound Propagation in Brain Stimulation", IEEE J. Biomed. Health Inform., Vol. 28, No. 7, pp. 4024–4035.
33. Naftchi-Ardebili, K., et al. 2025. "Transcranial ultrasound stimulation: optimizing simulation paradigms and modulation of the neurons", [Online]. Available: https://purl.stanford.edu/ny085pv61613.
34. Zhang, Q., Sun, W., Deng, J., Qi, T., Wan, M., and Lu, M. 2025. "Transcranial adaptive aberration correction using deep learning for phased-array ultrasound therapy", Ultrasonics, Vol. 152, p. 107641.
35. Ilham, S. J., Kashani, Z., and Kiani, M. 2021. "Design and optimization of ultrasound phased arrays for large-scale ultrasound neuromodulation", IEEE Trans. Biomed. Circuits Syst., Vol. 15, No. 6, pp. 1454–1466.
36. Chaplin, V., Phipps, M. A., and Caskey, C. F. 2018. "A random phased-array for MR-guided transcranial ultrasound neuromodulation in non-human primates", Phys. Med. Biol., Vol. 63, No. 10, p. 105016.
37. Liu, H. L., Tsai, C. H., Jan, C. K., Chang, H. Y., Huang, S. M., Li, M. L., Qiu, W., and Zheng, H. 2018. "Design and implementation of a transmit/receive ultrasound phased array for brain applications", IEEE Trans. Ultrason. Ferroelectr. Freq. Control, Vol. 65, No. 10, pp. 1756–1767.
38. Treeby, B. E., and Cox, B. T. 2010. "k-Wave: MATLAB toolbox for the simulation and reconstruction of photoacoustic wave fields", J. Biomed. Opt., Vol. 15, No. 2, p. 021314.
39. Naftchi-Ardebili, K., et al. 2024. "Synthetic Skull CT Generation with Generative Adversarial Networks to Train Deep Learning Models for Clinical Transcranial Ultrasound", arXiv preprint arXiv:2308.00206.
40. Fink, M. 1997. "Time Reversed Acoustics", Phys. Today, Vol. 50, No. 3, pp. 34–40.
41. Pauly, K. B. 2025. "kbp-lab/TUSNet", [Online]. Available: https://github.com/kbp-lab/TUSNet