واحد تهران جنوب

فرم شماره ۲

طرح تحقیق پایان نامه کارشناسی ارشد (پروپوزال)

تمامی صفحات طرح تحقیق به صورت تایپ شده تکمیل شود.

عنوان پایان نامه:

فارسی	**ترجمه صوتی از سن به سن به روش زبانی برای بهبود عملکرد تشخیص گفتار در محیط های واقعی**
انگلیسی	Linguistic coupled age to age voice translation to improve speech recognition performance in real environments

مشخصات دانشجو:

نام:	**حمیدرضا**	**رشته: مهندسی پزشکی**	**شماره دانشجویی:**
نام خانوادگی:	**پورمحمد**	**گرایش: بیوالکتریک**	**٤٠٠١٤١٤٠١١١٠٣٣**
مجتمع /دانشکده:	**دانشکده فنی و مهندسی**		
سال تحصیلی اخذ پایان نامه:	**١٤٠١**	**ترمهای مشروطی: -**	**امضاء دانشجو:**
نیمسال تحصیلی اخذ پایان نامه :	**دوم**	**تعداد واحدهای گذرانده: ۲۵** **معدل دروس گذرانده شده:**۱۸.۷۹	

تذکر: اساتید راهنما و مشاور موظف هستند قبل از پذیرش پروپوزال، به سقف ظرفیت راهنمایی و مشاوره خود توجه نموده و در صورت تکمیل نمودن ظرفیت پذیرش، از امضاء این فرم یا در نوبت قرار دادن آن و ایجاد وقفه در کار دانشجویان جدا پرهیز نمایند بدیهی است در صورت عدم رعایت موازین مربوطه، مسولیت تاخیر در ارائه پروپوزال و عواقب کار، متوجه استاد راهنما خواهد بود.

نام و نام خانوادگی استاد راهنما:	**نام و نام خانوادگی استاد مشاور (در صورت لزوم):**
امضاء	**امضاء**

تصویب در شورای گروه تخصصی: **تصویب در شورای پژوهشی مجتمع / دانشکده:**

تایید مدیر گروه **تأیید معاون/مدیر پژوهشی مجتمع / دانشکده**

امضاء: **امضاء:**

تاریخ: **تاریخ:**

طرح تحقیق پایان‌نامه کارشناسی ارشد

ترجمه صوتی از سن به سن به روش زبانی برای بهبود عملکرد تشخیص گفتار در محیط های واقعی

۱ – بیان مساله و روش اجرا: (ابعاد مساله، معرفی دقیق مساله، فرضیه ها، جنبه های مجهول، متغیرها و پرسشها و روش‌های تحقیق)

چکیده:

به یک مشکل کم کارایی سالمندان در تشخیص خودکار گفتار (ASR) از طریق سازگاری ویژگی‌های آگنوستیک به ASR رسیدگی شده است. بیشتر مجموعه داده‌های مدل‌های تشخیص گفتار از مجموعه داده‌های جمع‌آوری‌شده از سخنرانان بزرگسال تشکیل شده‌اند. در نتیجه، اکثر سیستم‌های تشخیص گفتار تجاری معمولاً روی سخنرانان بزرگسال عملکرد خوبی دارند. به عبارت دیگر، تنوع محدود سخنرانان در مجموعه داده‌های آموزشی، عملکرد غیرقابل اعتمادی را برای سخنرانان اقلیت (به عنوان مثال، افراد مسن) به دلیل دستیابی غیرممکن از داده‌های آموزشی ایجاد می‌کند. در پاسخ، این مقاله یک چارچوب تبدیل صدا مبتنی بر شبکه عصبی را برای تقویت تشخیص گفتار اقلیت پیشنهاد می‌کند. برای این منظور، یک مدل ترجمه صوتی شامل یک خوشه‌بندی واج‌شناسی بدون نظارت برای استخراج اطلاعات زبانی برای گفتار اقلیت در چارچوب مدل آکوستیک فعلی پیشنهاد شده است. یک روش انطباق ویژگی طیفی است که می‌تواند در مقابل هر سیستم ASR تجاری یا باز قرار گیرد و از تغییر مستقیم تشخیص دهنده گفتار اجتناب شود. نتایج تجربی و تجزیه و تحلیل اثربخشی روش پیشنهادی از طریق بهبود دقت تشخیص گفتار سالمندان نشان می‌دهد.

اصطلاحات شاخص: تشخیص گفتار، ترجمه صوتی، تبدیل ویژگی طیفی، گفتار بر حسب سن

مقدمه:

فناوری تشخیص خودکار گفتار (ASR) به درک یک گفتار ورودی متوالی به عنوان یک کلمه یا کاراکتر مربوطه و تبدیل آن‌ها به یک جمله متنی کامل اشاره دارد. برای ساختن متن از ویژگی‌های آکوستیک در مرحله تشخیص، مدل‌های آکوستیک و زبان پیچیده مورد نیاز است. در میان چندین آزمایش برای افزایش عملکرد ASR، سیستم ASR مبتنی بر شبکه عصبی عمیق – مدل پنهان مارکوف (DNN-HMM) به پیشرفت‌های قابل توجهی در سیستم‌های تشخیص موجود منجر شده است [۱] [۵]. دو ماژول در این مکانیسم ترکیبی به ترتیب نقش‌های متفاوتی دارند. DNN احتمال مشاهدات را برای همه حالت‌های تلفن سه‌گانه محاسبه می‌کند و HMM ویژگی‌های متوالی اطلاعات واج به‌دست‌آمده از مدل DNN را محاسبه می‌کند. این ویژگی DNN به دلیل تخمین توزیع مستقیم هنگام مدل‌سازی احتمال خلفی ویژگی‌های صوتی گفتار امکان‌پذیر است.

بر خلاف سیستم تشخیص گفتار موجود مبتنی بر HMM، که در آن زمان جریان اصلی بود [۶]، روش‌های ASR انتهایی منتشر شدند و به تدریج به‌روزرسانی شدند [۷] [۱۶] که تشخیص گفتار با کارایی بالا را حتی با یک سیستم بزرگ فعال کرد. مقیاس مجموعه داده گفتار واژگان علاوه بر این، در تنظیمات عمومی بدون نظارت، مدل‌های جدید ASR عملکرد بهتری نسبت به یادگیری تحت نظارت در وظایف پایین دستی نشان داده‌اند [۱۷] [۲۶]. به این ترتیب، سیستم ASR به دلیل کاربرد عملی آن توجه زیادی را از حوزه‌های مختلف به خود جلب

کرده است و به سرعت در حال توسعه است. در این مقاله، بر روی حل سوگیری داده‌ها با استفاده از تشخیص دهنده‌های گفتار تجاری واقعی که با واژگان در مقیاس بزرگ آموزش داده شده‌اند، تمرکز شده است.

در حالی که اکثر سیستم‌های تشخیص گفتار معمولاً روی بلندگوهای بزرگسال عملکرد خوبی دارند، ادعا می‌شود که سیستم‌های **ASR** فعلی به دلیل تفاوت در تنوع همبستگی صوتی و کلامی، مستعد ارائه عملکرد غیرقابل اعتماد برای اقلیت (مانند افراد مسن) هستند [۲۷] [۳۱]. بدتر از آن، بیشتر مجموعه داده‌هایی که برای آموزش سیستم‌های **ASR** استفاده می‌شوند، عمدتاً از گفتار جمع‌آوری شده از بزرگسالان عادی تشکیل شده‌اند. بنابراین، بخش کوچکی از اکثر داده‌ها در برابر یک مشکل عدم تعادل معمولی آسیب‌پذیر هستند [۳۲]، که مانع از درک دقیق گفته‌های سالمندان توسط مدل‌های **ASR** می‌شود.

اگرچه تنظیم مجدد یک مدل **ASR** از پیش آموزش‌دیده به بهبود عملکرد تشخیص گفتار سیستم‌های **ASR** کمک می‌کند، مجموعه‌های داده‌ای که به ندرت حاوی صدای افراد مسن هستند همچنان دامنه پیشرفت‌ها را محدود می‌کنند. حتی اگر بتوان مدل را با صدای سالمندان کوک کرد، حل مشکلات ریشه‌ای که بیشتر به ویژگی‌های مختلف در گفته‌های سالمندان نسبت داده می‌شود، سخت است. علاوه بر این، ساخت یک مجموعه داده بزرگ گفتار سالمندان در مقایسه با بزرگسالان نسبتاً پر زحمت و پرهزینه است. علاوه بر این، ساخت مدل **ASR** از ابتدا یک کار دشوار است که به دانش، قدرت محاسباتی و منابع داده قابل توجهی نیاز دارد.

برای مقابله با این مشکل، یک پارادایم جدید برای بهبود عملکرد مدل‌های عمومی **ASR** پیشنهاد شده است که معمولاً تشخیص ضعیف گفته‌های سالمندان را نشان می‌دهند. برای این منظور، یک چارچوب تبدیل صدای سن به سن را پیشنهاد کرده‌اند، که یک روش خوشه‌بندی واج‌شناسی بدون نظارت را برای پل زدن ویژگی‌های واجی مربوطه بزرگسالان و سالمندان معرفی می‌کند. در عمل، این روش می‌تواند به آرامی در مقابل هر مدل تجاری **ASR** به عنوان یک رویکرد انطباق ویژگی طیفی ملحق شود. رویکرد پیشنهادی عملکرد تشخیص گفتار سالمندان را افزایش می‌دهد و مستقیماً بر عملکرد سیستم **ASR** اصلی تأثیر نمی‌گذارد. از این نظر، هدف ارائه عملکرد **ASR** بالا برای سالمندان با تبدیل صدای آنها به صدای بزرگسالان است.

برای پیاده‌سازی مدل پیشنهادی، از یک مجموعه داده سالمندان باز استفاده شده است و از مجموعه داده گفتار بزرگسالان دیگر (۲۰۰ ساعت) برای پل زدن ویژگی‌های واجی دو گروه سنی در خوشه‌بندی واج‌شناسی استفاده شده است. برای آموزش مدل تبدیل صدا، داده‌هایی را جمع‌آوری کردند که حاوی جملات کوتاه دستوری است که معمولاً برای کارکردن دستگاه‌های خانه هوشمند با صدای بزرگسالان در کاربرد عملی استفاده می‌شوند. صداهای دو گروه سالمندان و بزرگسالان به ترتیب جفت می شوند.

برای تأیید صحت کامل چارچوب پیشنهادی، از یک سیستم **ASR** باز استفاده شده است. نتایج تجربی کارآیی مدل ترجمه صوتی پیشنهادی از طریق بهبود دقت تشخیص گفتار تأیید می‌کند.

کارهای مرتبط:

تبدیل صدا (**VC**) به فرآیند تبدیل سبک صدای ورودی به هدف حفظ اطلاعات زبانی ورودی اشاره دارد. **VoiceGAN** [۳۳] یک چارچوب انتقال سبک برای **VC** بر اساس شبکه‌های متخاصم مولد پیشنهاد کرد. این مدل یاد گرفته است که سبک گفتاری گفته‌های گوینده ورودی را بدون جاسازی اطلاعات زبانی اضافی به هدف تبدیل کند. **Parrotron** [۳۴] با موفقیت گفتار را از گویندگان ناتوان به گفتار معمولی تبدیل کرد و عملکرد

تشخیص گفتار را برای افرادی که از نظر جسمی در بیان خود محدود هستند بالا برد. برای بهبود عملکرد تبدیل سیگنال به سیگنال، یک شبکه تشخیص گفتار کمکی نیز به رمزگذار متصل شد که نشان داد تشخیص آموزش چند وظیفه‌ای برای استحکام مدل موثر است. در کار قبلی[۳۵]، یک **VC** سرتاسر در سطح طیف‌گرای گفتار ورودی بدون خوشه‌بندی زبانی انجام شد.

برخی از تحقیقات قبلی برای به دست آوردن نمایش های قدرتمند از طریق شبکه **Transformer** [۳۶] که قادر به محاسبه متن به گفتار (**TTS**) و **VC** است، تلاش کرده است. هوانگ و همکاران [۳۷] **VC** را از طریق یک مدل **TTS** از پیش آموزش دیده انجام داد، که شبکه مبتنی بر ترانسفورماتور است که با مجموعه‌ای در مقیاس بزرگ برای انتقال دانش برای فرآیند تبدیل آموزش داده شده است. از آنجایی که این رویکرد وزن‌های از پیش آموزش دیده را از مدل **TTS** به ارث برده است، گفتار تولید شده از رمزگشا از نظر تنوع محدود است. لیو و همکاران [۳۸] بر مکانیسم حفاظت از زمینه مبتنی بر شبکه ترانسفورماتور و یک مدل **TTS** تک بلندگوی از پیش آموزش‌دیده در منظر انطباق مدل برای **VC** یک به یک متمرکز شد. در حالی که یادگیری دوگانه متشکل از **TTS** و **ASR** تنها بر روی گرفتن بازنمایی‌های نهفته برای متن و گفتار متمرکز است [۳۹]، [۴۰]، این رویکرد سعی می‌کند ارزش‌های نهفته زبانی را در گفتار ناهمگون بزرگسالان و سالمندان پل کند.

هدف بهبود عملکرد کم **ASR** در گفتار سالمندان همانطور که در **Parrotron** [۳۴] توضیح داده شده است. با این حال، به جای وظایف کمکی، اطلاعات زبانی بیان شده از واج های مشابه در گروه های سنی مربوطه را با روش خوشه‌بندی واج شناسی بدون نظارت، جفت می‌کنند.

ترجمه سیگنال صوتی جفت زبانی:

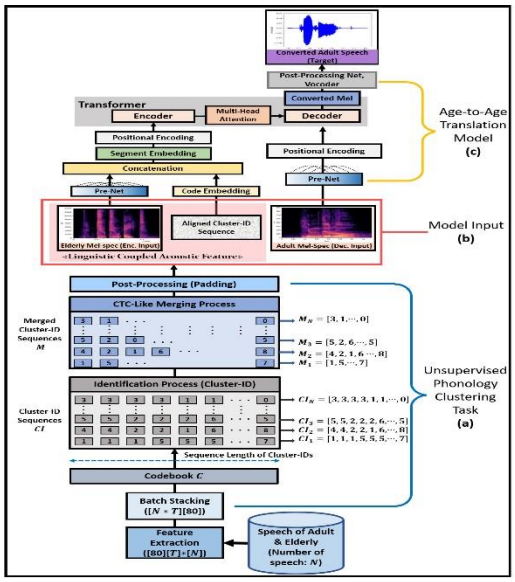
در این بخش، ترجمه سیگنال صوتی همراه با اطلاعات زبانی را شرح داده شده است. این برای استخراج ویژگی‌های ذاتی در گفته‌های سالمندان که در مجموعه داده‌های معیار پراکنده هستند، ابداع شده است. همچنین روشی را ارائه شده است که ترجمه صوتی موفقی را بین سخنرانانی که سبک‌های گفتار و تلفظ متفاوتی دارند به دلیل اندام‌های صوتی پیرشان ممکن می‌سازد. به عنوان یک رویکرد جدید، یک روش ساده بدون نظارت را برای اتصال یک رابطه واج‌شناسی بین ویژگی‌های گفتاری دو گروه که در هر قاب **Mel-spectrogram** وجود دارد، اعمال می‌شود. به عبارت دیگر، فریم‌های **Mel-Spectrogram** به‌دست‌آمده از واج‌های یکسان به داشتن ویژگی‌های مشابه در گروه‌های مربوطه مرتبط هستند. اطلاعات زبانی مبتنی بر گفتار را با استفاده از خوشه‌بندی **K-means** استخراج می‌شود تا اطلاعات زبانی را برای فریم‌های ویژگی مربوطه از داده‌های گفتار ترکیب شود. شکل ۱ روش کلی پیشنهادی را نشان می‌دهد. مشارکت‌های اصلی به شرح زیر است:

یک روش خوشه‌بندی واج‌شناسی بدون نظارت را پیشنهاد کردند تا ارتباط بین واج‌های مشابهی را که هم در گفته‌های بزرگسالان و هم در بزرگسالان یافت می‌شود و برای پل زدن ویژگی‌های همگن در سیگنال‌های گفتاری گروه مربوطه، ایجاد شود.

سپس می‌توان با استفاده از کتاب کدی که از خوشه‌بندی **K-means** به‌دست می‌آید، از چارچوب ویژگی کوانتیزه‌شده به دست آورد. در این فرآیند، به دلیل سرعت متفاوت گفته ها، شناسه خوشه بین دو سخنران که

یک جمله را بیان می‌کنند ممکن است با فریم به فریم مطابقت نداشته باشد. برای این منظور، فرآیند ادغام برای ایجاد یک توالی **Cluster-ID** منحصر به فرد انجام می‌شود.

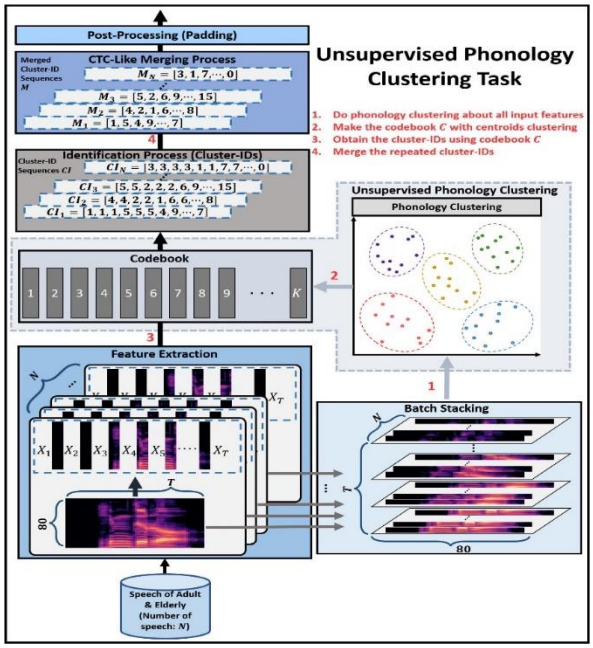
در نهایت، نحوه استفاده از اطلاعات زبانی را به عنوان ورودی مدل ترجمه صوتی پیشنهادی و آموزش آن با روش جاسازی کد نشان داده شده است.



شکل۱. شماتیک کامل مدل ترجمه صوتی از سن به سن همراه با زبان

خوشه بندی واج شناسی بدون نظارت

دشواری‌های جمع‌آوری صداهای سالمندان و کودکان باعث شده است که بیشتر مجموعه داده باز از گفته‌های بزرگسالان تشکیل شود. از این نظر، مشکل داده‌های گفتاری نسبتاً کمیاب سالمندان را با استفاده از داده‌های بزرگسالان حل کردند. برای این منظور، ابتدا ویژگی‌های همگن از گفته‌های هر گروه سنی را پل کردند. شکل ۲ فرآیند گام به گام روش خوشه‌بندی واج‌شناسی پیشنهادی را نشان می‌دهد:



شکل۲. روش خوشه‌بندی واج‌شناسی بدون نظارت برای استخراج اطلاعات زبانی

در اینجا، هر گفتار را هم در بزرگسالان و هم در افراد مسن سازماندهی شده است و مجموعه داده مانند بزرگسالان $A = a_1, a_2, \dots, a_n$ و افراد مسن $E = e_1, e_2, \dots, e_n$. بخش ساکت در هر گفته‌ای است از طریق یک الگوریتم تشخیص فعالیت صوتی پردازش می‌شود. همه ویژگی‌های گفتار از طریق یک لاگ ۸۰ بعدی استخراج می شوند **Mel- lterbank** و شکل هر ویژگی می‌شود**(80,T)**.

سپس طیف‌نگارهای **Mel** مربوطه را برای نوشتن پشته می‌کنیم. دسته‌ها در نتیجه، کل پایگاه داده را می توان بیان کرد مانند **(80,N*T)**، که در آن **N** تعداد داده ها و **T** طول توالی هر طیف **Mel**، است و **N*T** هم $\sum_{i=1}^{N} T$ است.

پس از رویه انباشتگی دسته ای، دریافت می کنیم $X = \{x\}_{i=1,t=1}^{N,T}$ که شامل تمام بردارهای ویژگی **Mel-spectrogram** جدا شده برای گام تمام زمان از **A** و **E** («۱» را در شکل ۲ ببینید). سپس کمیت می کنیم **X** با پارتیشن‌بندی R^{80} به مناطق **K** که $r_1, \dots, r_k$. این محاسبات را می‌توان با ساخت یک کتاب کد پردازش کرد $C = c_1, \dots, c_k$، جایی که c_k یک کلمه رمز را نشان می دهد که مجموعه‌ای از مرکزها با استفاده از ***K***-نزدیکترین همسایه است. بنابراین، ***K*** شناسه‌های کتاب کد برای نمایش ***X*** از طریق واج‌شناسی استفاده می‌شود (خوشه‌بندی «۲» را در شکل ۲ ببینید).

توجه داشته باشید که کتاب کد از روش ما با رویکرد ***Gumbel-Softmax*** آموزش داده نشده است شرح داده شده در [۴۱]، [۴۲].

ما کتاب کد **C** را مقداردهی اولیه می‌کنیم و بهینه را کشف می‌کنیم پارتیشن‌های R_k از:

$$R_k = \{x: d(x, c_k) \leq d(x, c_j), 1 \leq k \neq j \leq k\} \quad (1)$$

که در آن $d\{(a, b)\}$ فاصله اقلیدسی بین **a** و **b** است، **c** شاخص کتاب کد است، **j** یک مرکز متفاوت و **K** است تعداد کلمات رمز که در آن $k = 1, .., K$. سپس اطلاعات واج شناسی با استفاده از کلمه رمز **k**-امین c_k استخراج می کنیم از:

$$c_k \leftarrow \underset{c_k}{argmin} \quad E[(d(x, c_k)|x \epsilon R_k)], \quad k = 1, \dots, K \quad (2)$$

بر اساس این خوشه‌بندی، تمام بردارهای ویژگی **X** با نزدیک‌ترین کلمه رمز به‌عنوان شناسه خوشه نشان داده می‌شوند («۳» را در شکل ۲ ببینید). از طریق این روش، می‌توان به طور مؤثری بر واج چارچوبی که شباهت زبانی را در مجموعه داده‌های سالمندان و بزرگسالان نشان می‌دهد، پل زد. در عمل، **A** و **E** به دنباله های **CI** مانند شکل ۲ تبدیل می‌شوند.

با این حال، از آنجایی که سرعت گفتار برای سخنرانان مسن نسبتاً کندتر از بزرگسالان است ، **CI** از **A** و **E** ممکن است فریم به فریم مطابقت نداشته باشد. به طور دقیق، ما نیاز داریم نه تعداد هر خوشه-**ID**، بلکه یک دنباله منحصر به فرد یک **Cluster-ID** برای نشان دادن گفته تشکیل شده است. به منظور رفع مشکلات فوق، تکنیک برگرفته از کاتیون رده‌بندی زمانی ارتباط‌گرا **(CTC)** پیشنهاد می‌شود [۴۳].

اگر زمان فعلی، حداکثر طول زمان و مقادیر **i-th** به ترتیب با **i** نشان داده می‌شوند، **T** و $value_i$، ما شناسه‌های خوشه‌ای مکرر را از **i** به **t+i** ادغام می‌کنیم تا اینکه $value_i \neq value_{t+i}$ برای به دست آوردن توالی ***Cluster-ID*** غیر تکراری. در فرآیند ادغام، در مواجهه با عدم تکرار***cluster-ID*** ، گام زمانی به

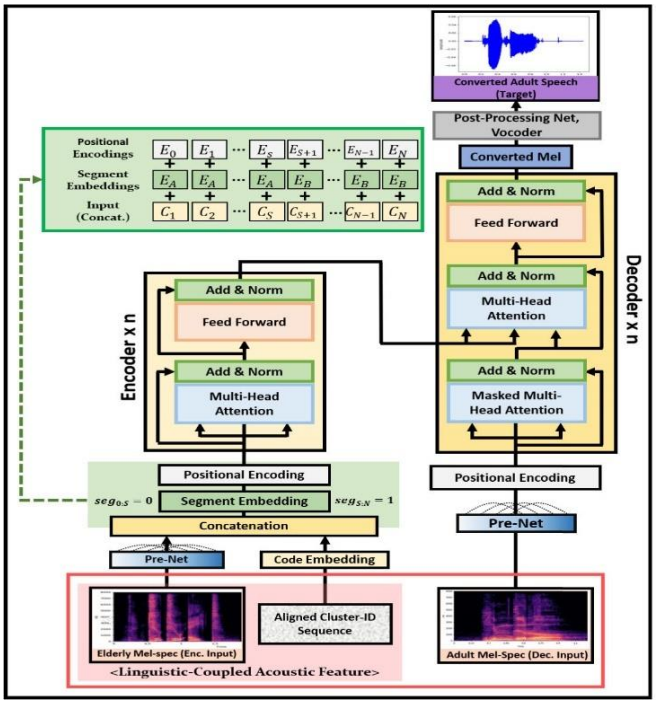
مرحله بعدی افزایش می یابد. ***i*** و این روند بازه تا زمانی ادامه می یابد که ***T*** در این مرحله به این ترتیب، به حداقل رساندن خطا بین آنها امکان پذیر می‌شود (***CI***های دو گروه سنی به "۴" در شکل ۲ مراجعه کنید).

انتظار این است که اعمال رویه فوق الذکر قادر به بهبود عملکرد ترجمه صوتی باشد. علاوه بر این، بین دو نسل مختلف سنی ویژگی‌های زبانی مبتنی بر گفتاراستخراج شده‌ازخوشه‌بندی‌و ویژگی‌های ***log Mel-spectrogram*** برای تشکیل ویژگی آکوستیک همراه زبانی می‌توان از آن برای استخراج نمایش معنادار استفاده کرد.

ترجمه صوتی سن به سن (A2AVT):

شبکه مبتنی بر ترانسفورماتور [۳۶] که قادر به محاسبات موازی سریع است جزء اصلی مدل پیشنهادی است. مطالعات اخیر تأیید کرده‌اند که شبکه های مبتنی بر ترانسفورماتور برای تبدیل صدا مناسب هستند [۳۵]، [۳۷]، [۳۸]. برخلاف استفاده معمولی از مدل‌های ترانسفورماتور، مدل تبدیل صوتی پیشنهادی به وزنه‌های از پیش آموزش‌دیده‌شده نیاز ندارد. همچنین، یک ساختار رمزگذار متفاوت از رمزگشا را با جفت کردن اطلاعات زبانی با ویژگی‌های گفتاری با استفاده از شناسه‌های خوشه‌ای به‌دست‌آمده پیشنهاد شده است.

شکل ۳ مدل ترجمه سن به سن ما را نشان می‌دهد. در ماژول رمزگذار، طیف نگارهای **log Mel** گفتار سالمندان و توالی **Cluster-ID** مربوطه به عنوان ویژگی صوتی همراه با زبانی ورودی تغذیه می‌شوند. سپس ویژگی‌ها از **Pre-Net** [۴۴] عبور می‌کنند و **Cluster-ID** از طریق کد تعبیه‌شده با شماره کلاس **C + 1** ادامه می‌یابد که در آن مقدار **padding** برای مطابقت با حداکثر طول اضافه می‌شود. استفاده از **Pre-Net** به تبدیل صدای واضح‌تر کمک می‌کند که هر دو ویژگی **Cluster-ID** و گفتار را به هم متصل می‌کند.



شکل۳. معماری سرتاسر ترجمه صوتی متشکل ازرمزگذار به رمزگشا

ویژگی های گفتار برای به هم پیوستن هر دو ویژگی **Mel-spectrogram** و**cluster-ID**، مفهوم تعبیه بخش و **BERT** [۴۵] را از آن قرض گرفته و آن را به ویژگی ورودی ما تغییر می‌دهد. در حالی که نشانه "[**SEP**]" بین جفت جمله قرار می‌گیرد در **BERT**، فقط ویژگی گفتار و دنباله را جفت می‌کند. شناسه‌های

خوشه‌ای بدون رمز، موقعیت بخش مختلف شاخص‌ها را برای تشخیص ویژگی گفتار و**Cluster-ID** است. مقدار "۰" به موقعیت ویژگی گفتار ($seg_{0:s} = 0$) و "۱" به مکان اختصاص داده شده است از خوشه-**ID** ($seg_{s:N} = 1$). در نتیجه، واژگان اندازه جاسازی بخش "۲" است. موقعیت سپس رمزگذاری برای کل ورودی الحاق شده به آن اضافه می‌شود مقادیر موقعیت مطلق را بدست می‌آید. فقط در ماژول مرحله آموزش رمزگشا طیف‌نگار **Mel** بزرگسالان هدف به عنوان ورودی تغذیه می‌شود.

Pre-Net از دو لایه کاملاً متصل تشکیل شده است که همانطور که در [۴۴] توضیح داده شد، ۰.۵ احتمال خروج دارند. اندازه پنهان **Pre-Net** مورد استفاده در معماری ما ۲۵۶ است. هر لایه رمزگذار منفرد از دو لایه فرعی تشکیل شده است: خود توجهی چند سر و لایه فوروارد. دو جزء فرعی از طریق یک شبکه باقیمانده به هم متصل می‌شوند و نرمال سازی لایه [۴۶] برای هر یک از آنها اعمال می‌شود.

ماژول رمزگشا تقریباً مشابه رمزگذار است به جز اعمال پوشش نگاه به جلو در توجه چند سر. در مرحله زمانی **t** ماژول رمزگشا، پوشش نگاه به جلو از ویژگی‌های گفتاری آینده جلوگیری می‌کند. $m_{t+1}, m_{t+2}, \dots, m_T$ که فریم های **Mel-spectrogram** هدفی هستند که در معرض مدل قرار میگیرند. هنگامی که **t** در حال افزایش است، به دلیل مکانیسم خود رگرسیون، پوشش نگاه به آینده به تدریج باریک می‌شود. علاوه بر این، قسمت صفر تا حداکثر طول در محاسبه مرحله توجه خود نادیده گرفته می‌شود.

برای ارزیابی کیفیت صدای تبدیل شده، به یک شبکه پس پردازش [۴۴] برای تبدیل طیف‌نگار **Mel** به طیف‌نگار خطی، و یک سینت‌سایزر [۴۷] برای بازیابی طیف‌نگار خطی به شکل موج نیاز است. این فرآیند بازسازی در شرایط مشابه [۴۴] اعمال می شود، به جز ضریب کاهش τ.

تابع هدف ما L_{sum} شامل دو ضرر L_{mel} و L_{spec} است به عنوان:

$$L_{sum} = L_{mel} + L_{spec} \quad (3)$$

جایی که از دست دادن L_{mel} بین بزرگسالان هدف مشتق می‌شود **Mel-spectrogram** و نتیجه تبدیل شده که از دست دادن L_{mel} از آخرین بلوک رمزگشا خروجی است. به عنوان:

$$L_{mel} = L_1\lambda_1 + L_2\lambda_2 = \sum_{i=1}^{N}\sum_{k=1}^{T}|m_{ik} - \hat{m}_{ik}|\lambda_1 + \sum_{i=1}^{N}\sum_{k=1}^{T}(m_{ik} - \hat{m}_{ik})^2\lambda_2 \quad (4)$$

که در آن **N** تعداد داده‌ها، **T** طول زمانی هر مجموعه داده، **m** قاب **Mel**-طیف‌گرام هدف، و $\hat{m}$ به ترتیب قاب **Mel-spectrogram** پیش‌بینی‌شده است. L_{mel} به عقب انتشار می‌یابد و بر وزن‌ها در مدل تبدیل صدای پیشنهادی تأثیر می‌گذارد که تبدیل بین سخنرانی‌های دو نسل را مدیریت میکند.

از سوی دیگر، از دست دادن L_{spec} در معادله (۳) توضیح داده شده است. بین طیف‌نگار خطی بزرگسالان هدف به دست می‌آید و طیف نگار خطی پیش‌بینی شده تبدیل شده**Mel-spectrogram** (به دست آمده از آخرین بلوک رمزگشا). را بیان ریاضی از دست دادن L_{spec} به صورت **V** است:

$$L_{spec} = L_1\lambda_1 + L_2\lambda_2 = \sum_{i=1}^{N}\sum_{k=1}^{T}|s_{ik} - \hat{s}_{ik}|\lambda_1 + \sum_{i=1}^{N}\sum_{k=1}^{T}(s_{ik} - s_{ik})^2\lambda_2 \quad (5)$$

که در آن **s** یک قاب طیف‌گرام خطی هدف و $\hat{s}$ یک قاب پیش‌بینی‌شده است قاب طیف‌گرام خطی $\hat{m}$ در معادله (۴) است. در دیگر کلمات، L_{spec} در شبکه پس از پردازش که است آموزش دیده برای حدس زدن تمایل قدر

طیفی خطی با تخمین ویژگی های طیفی نمونه برداری شده در مقیاس فرکانس مل با مقیاس فرکانس خطی [۴۴] است. بر اساس این روش، می‌شود طیف‌نگار خطی را بازسازی کرد به عنوان شکل موج با استفاده از سینت سایزر استفاده می‌شود. الگوریتم **Griffin-Lim** [۴۷] به عنوان سینت سایزر برای بازسازی طیف نگار خطی تبدیل شده به عنوان شکل موج است. ۱ و ۲ مورد استفاده در هر دو معادله (۴) و معادله (۵) پارامترهای فوق هستند برای تنظیم نسبت هر لاجیت و فرمول ریاضی نسبت به صورت زیر توضیح داده شده است:

$$\lambda_1 + \lambda_2 = 1.0 \qquad (6)$$

راه اندازی آزمایشی:

مجموعه داده:

از مجموعه داده گفتار **VOTE400**، مجموعه داده گفتار **AIHub** و مجموعه داده مرجع بزرگسالان (**ARD**) استفاده شده که از دو سخنران جمع آوری شده است. مجموعه داده **VOTE400** به طور کلی شامل ۴۰۰ ساعت صحبت ثبت شده سالمندانی است که میانگین سنی آنها ۷۹.۴۷ سالمند است. نسبت جنسیت در این مجموعه داده ۵.۲۹:۱ (زنان در مقابل مردان) است. بر روی عباراتی تمرکز شده که کلمات دستوری کوتاهی دارند و عمدتاً برای کار با دستگاه‌های خانه هوشمند گفته می‌شوند. بر اساس این شرط، ۱۳۳۰ لغت آموزشی ضبط شده توسط ۱۰۳ سخنران و ۱۶۱ آزمون ثبت شده توسط ۶۲ سخنران (نسبت ۹:۱) نمونه برداری شد.

مجموعه داده **AIHub** از حدود ۱۰۰۰ ساعت مکالمه تشکیل شده است که توسط ۲۰۰۰ بزرگسال بیان شده است. این مجموعه داده در یک محیط گفتگوی روزانه که در آن نویز، خنده و تنفس گنجانده شده است، ثبت شده است. از میان کل مجموعه داده، فقط ۲۰۰ ساعت از مجموعه داده **AIHub** را انتخاب کردند تا فقط برای عملکرد مدل‌سازی خوشه واج شناسی، نه برای ترجمه سن به سن انجام شود. به عبارت دیگر، این ۲۰۰ ساعت داده را با مجموعه داده سالمندان **VOTE400** ترکیب شده تا شناسه‌های خوشه‌ای تراز شده را برای آماده‌سازی آموزش تبدیل صدا به دست آوردند.

برای ایجاد یک داده هدف که با داده‌های ورودی سالمندان مطابقت دارد، مجبور شدند صدای بزرگسالان را ضبط کنند. ۲ سخنران، یک مرد سی ساله و یک زن بیست و هفت ساله را جمع‌آوری کردند. ضبط در یک اتاق کوچک **CE** انجام شد و مرد صدای خود را با تلفن همراه خود که دارای نرخ نمونه برداری ۴۸ کیلوهرتز است، ضبط کرد. همچنین این زن صدای خود را با تلفن همراه خود که دارای نرخ نمونه برداری ۴۴.۱ کیلوهرتز است ضبط کرده است. در نتیجه، از **ARD** و گفته‌های مربوط به سالمندان با رونویسی یکسان برای آموزش مدل تبدیل صدای پیشنهادی استفاده کردند.

توجه داشته باشید که سه مجموعه داده فوق در شرایط مختلف ثبت شدند. این از این جهت قابل توجه است که روش پیشنهادی می‌تواند در محیط‌های واقعی کار کند.

جزئیات پیاده‌سازی:

به طور جزئی، بعد پنهان مدل در شکل ۳ ۲۵۶ است، تعداد توجه چند سر ۸ است، نرخ انصراف ۰.۱ تنظیم شده است و اندازه بُعد پنهان پیشخور ۱۰۲۴ است. مدل دارای به ترتیب ۶ لایه رمزگذار و ۴ لایه رمزگشا است. در ماژول ورودی، ماسک‌سازی اعمال می‌شود تا توجه به تمرکز بر بخش‌های بدون لایه ویژگی‌های صوتی همراه با

زبان از جمله شناسه‌های خوشه‌ای و طیف‌نگاری **Mel** را متوقف کند. زمانی که خودتوجهی در بلوک توجه چند سر انجام می‌شود، موقعیت‌های پوشاندن اعمال می‌شود.

سایز دسته را ۱۶ قرار دادند و مدل را آموزش دادند تا ۸۵۰۰۰ قدم≈ ۱۰۶۰ دوران با یک **NVIDIA RTX**، که ۲۴ گیگابایت حافظه دارد. از بهینه‌ساز **Adam** استفاده شده است[۴۸] با $\beta_1 = 0.9$ و $\beta_2 = 0.98$ و عضوی از ***1e-9*** و ۴۰۰۰ مرحله است. هر کدام از هر دو λ_2 و λ_1 برابر ۰.۵ است(۴)(۵).

از آنجایی که نرخ‌های نمونه‌گیری مختلفی در مجموعه داده‌ها وجود دارد، همه نرخ‌های نمونه‌برداری را ۱۶ کیلوهرتز در نظر گرفتند و یک نمونه‌گیری مجدد روی همه آن‌ها انجام دادند. از طیف‌نگار مل ۸۰ بُعدی با اندازه پنجره ۳۲ میلی‌ثانیه و اندازه همپوشانی ۱۶ میلی‌ثانیه و تبدیل فوریه ۵۱۲ نقطه‌ای استفاده کردند و همه آن‌ها نرمال می‌شوند.

برای ساخت خوشه‌های زبانی بدون نظارت، اندازه کتاب کد ۳۲ است. الفبای کره ای شامل ۱۹ صامت است. ۱۰ تک صدایی، و ۱۱ دوفتونگ. اگر صداهای انتقالی در نظر گرفته نشود، مجموعه واج را میتوان به ۳۲ تا ۳۶ واحد تقسیم کرد.

استفاده از سیستم باز *ASR*:

برای مقایسه عینی عملکرد تشخیص صداهای اصلی سالمندان و نتایج تبدیل شده، از یک بازشناس باز تجاری استفاده کردند که قادر به مدیریت واژگان در مقیاس بزرگ است. از آنجایی که سیستم ***ASR*** باز فقط به شکل موج‌ها به عنوان ورودی سیستم اجازه می‌دهد، شبکه پس پردازش و سینت سایزر ***Grif n-Lim*** را برای بازیابی طیف‌نگارهای ***Mel*** تبدیل شده به شکل موج اضافه کردندتا مدل را ارزیابی کنند.

نتایج:

نتیجه عملکرد **ASR** در گفتار اصلی سالمندان و **ARD** در این بخش نشان داده شده است. سپس عملکرد بهبود یافته **ASR** از صدای تبدیل شده حاصل از مدل پیشنهادی را نشان می‌دهند. علاوه بر این، توزیع شناسه‌های خوشه‌ای از گفته‌ها، که در رونویسی‌های مشابه توسط افراد مسن و بزرگسالان بیان می‌شوند، مقایسه می‌شود. علاوه بر این، نتایج ارزیابی میانگین امتیاز نظر (**MOS**) بر روی صدا ارائه شده است.

جدول ۱. نتایج تشخیص گفتار برای گفته های سخنرانان بزرگسال و مسن

Group	Gender	CER (%)	Average CER (%)
Adult	Male	11.08	12.80
	Female	14.51	
Elderly	Male	28.82	27.13
	Female	25.44	

اجرای ASR در گفتار اصلی:

نرخ خطای کاراکتر (**CER**) را به عنوان معیاری برای ارزیابی دقت تشخیص گفتار تنظیم کردند. ابتدا، عملکرد هر دو مجموعه آزمون سالمندان و مجموعه داده‌های بزرگسالان هدف را ارزیابی می‌کنند. همانطور که در جدول ۱ نشان داده شده است، **CER** میانگین مجموعه تست سالمندان ۲۷.۱۳٪ است در حالی که **CER** بزرگسالان مرد ۱۱.۰۸٪ و بزرگسالان زن ۱۴.۵۱٪ و میانگین **CER** بزرگسالان ۱۲.۸۰٪ بود.

با توجه به نتایج، تشخیص‌دهنده گفتار تجاری به سخنرانان بزرگسال عادی بیشتر از گویندگان مسن عادت دارد.

قبل از اعمال رویکرد مبتنی بر یادگیری، علاوه بر این، ما از روش معمولی سازی طول دستگاه صوتی (**VTLN**) برای ارزیابی میزان بهبود عملکرد استفاده می‌کنیم. داده‌های گفتاری مردان و زنان مسن به ترتیب بر اساس مجاری صوتی مردانه و زنانه نرمال می‌شوند. جدول ۲ عملکرد روش **VTLN** را نشان می‌دهد. **VTLN** تا حدودی برای گفتار مردان مسن موثر است، اما پیشرفت کمی برای گفتار زنان دارد. این نشان می‌دهد که روش عادی-سازی محدودیت‌هایی در بهبود عملکرد تشخیص گفتار سالمندان دارد.

جدول ۲. نتایج تشخیص گفتار پس از **VTLN** داده های سالمندان

VTLN		CER (%)	ERR (%)
Source	Normalization Target		
Elderly Male	Adult Male	20.71	28.14
Elderly Female	Adult Female	25.11	1.30

اجرای ASR در گفتار تبدیل شده:

هدف اصلی بهبود تشخیص گفتار سالمندان فراتر از نسل گفتار سالمندان از طریق ترجمه صوتی سن به سن است. از این منظر، عملکرد تشخیص گفتار سالمندان را با استفاده از تکنیک تولید صدای مرسوم مقایسه می-کنیم.

برای این منظور، ارزیابی را با استفاده از رمزگذار خودکار حذف نویز (**DAE**) انجام دادند. **DAE** تفاوت‌های گفتار بزرگسالان را که در گفتار سالمندان به دلیل پیری اندام‌های صوتی رخ می‌دهد، به‌عنوان «نویز» تعریف می‌کند. صداهای تبدیل شده افراد مسن را می‌توان از مدل **DAE** تحت شرایط آزمایشی مشابهی که مدل **A2AVT** ما آموزش داده شد به دست آورد.

نتایج چهارالگوریتم (**DAE**،**A2AVT**،**A2AVT+Linguistic-ID**و **A2AVT+ merged_Linguistic-ID**) را در معیارهای **CER** گزارش کردند. نرخ کاهش خطا (**ERR**) در جدول ۳ نشان دهنده نسبت بهبود نسبی بین **CER** از نتیجه تبدیل شده و **CER** از سخنرانی اصلی سالمندان در جدول ۱ است.

جدول ۳. مقایسه عملکرد بین روش های **DAE** و **A2AVT**.

Method	Conversion Target	CER (%)	ERR (%)
DAE	Adult Male	20.53	28.76
	Adult Female	18.76	26.26
A2AVT	Adult Male	22.96	20.33
	Adult Female	20.97	17.57
A2AVT + Linguistic-ID	Adult Male	24.50	14.99
	Adult Female	22.51	11.52
A2AVT + merged_ Linguistic-ID	Adult Male	19.21	33.34
	Adult Female	14.35	43.59

۲۸.۷۶٪ از میانگین **ERR** را از طریق روش **DAE** معمولی دریافت شده است. ۱۸.۹۵٪ از میانگین **ERR** را از طریق مدل **A2AVT** بدست آورده شده است. از سوی دیگر، نتایج ارزیابی **A2AVT + Linguistic-ID** **13.25** درصد از میانگین **ERR** را نشان می‌دهد که کمی بیشتر از گفتار اصلی سالمندان است. بر اساس نتایج شناسایی شده، انتظار بر این است که با توجه به سرعت گفتار متفاوت سخنرانان بزرگسال و مسن، تراز بخشی از دنباله زبانی-**ID** مورد نیاز است.

بنابراین، بهترین پیشرفت را در روش **A2AVT + merged_Linguistic-ID** برای ادغام شناسه‌های مکرر از همان بخش های زبانی در یک شناسه واحد به دست آورد. در حالی که میانگین **CER** سخنرانی اصلی سالمندان ۲۷.۱۳٪ است، مدل پیشنهادی **A2AVT + merged_Linguistic-ID 16.78%** از میانگین **CER** و ۳۸.۴۷٪ از میانگین **ERR** را نشان می‌دهد. این نشان می‌دهد که تکنیک ادغام پیشنهادی در این مقاله می‌تواند ویژگی‌های همگن را در مد گفتار ناهمگن در خوشه‌بندی واج‌شناسی به هم متصل کند.

هنگامی که صداهای سالمندان به گفتار مردان بزرگسال ترجمه می‌شوند، **ERR** نسبتاً کمتر از مواردی بود که به گفتار زنان بالغ ترجمه می‌شوند. این ویژگی این گرایش به دلیل کمبود سخنان مردان مسن است. این نشان می‌دهد که عملکرد ترجمه صوتی بین یک جنس مؤثرتر است و انتظار می‌رود اگر مدل پیشنهادی برای هر جنسیت آموزش داده شود، بهترین نتایج حاصل می‌شود.

علاوه بر این، عملکرد تشخیص گفتار را با اعمال تبدیل صدا به واژگانی که در یادگیری **A2AVT** استفاده نمی‌شود، ارزیابی کرده‌اند. روش پیشنهادی را برای ۳۰ گفته سالمند تصادفی به کار بردند و نتایج در جدول ۴ ارائه شده است.

جدول ۴. عملکرد مدل **A2AVT** برای واژگان دلخواه.

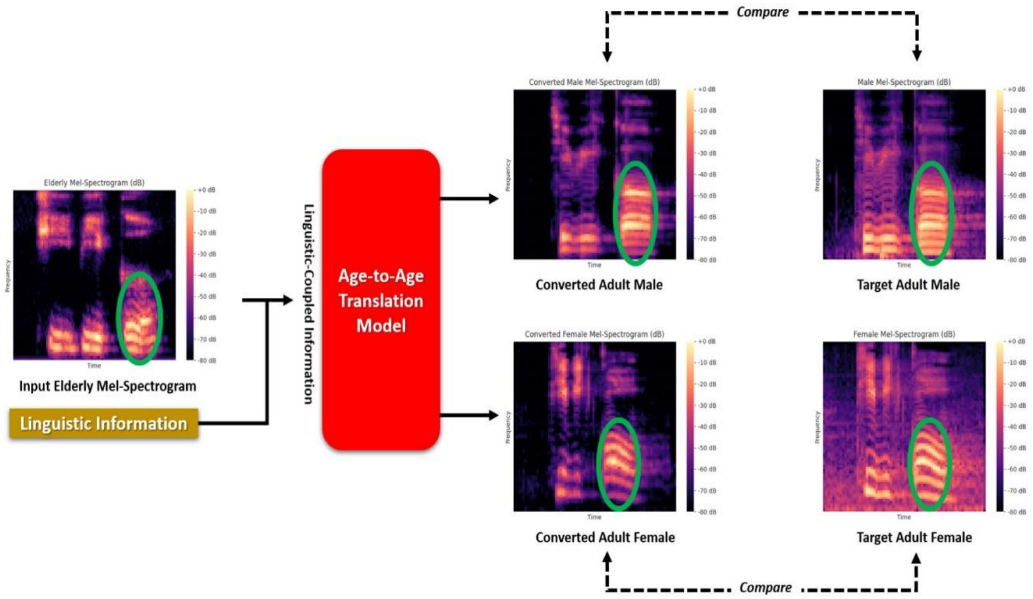
Method	Conversion Target	CER (%)	ERR (%)
No Conversion		30	
A2AVT + merged_ Linguistic-ID	Adult Male	25	16.67
	Adult Female	12.5	58.33

جدول ۴ نشان می‌دهد که روش پیشنهادی برای واژگان دلخواه که به عنوان جفت تبدیل در یادگیری **A2AVT** استفاده نمی‌شوند، کار می‌کند.

در نتیجه، بهبود عملکرد تشخیص، اثربخشی **A2AVT** و روش اطلاعاتی همراه با زبان را تأیید می‌کند و نشان می‌دهد که روش پیشنهادی را می‌توان بدون هیچ گونه تغییری در سیستم **ASR** تجاری اتخاذ کرد.

اندازه گیری کیفیت صدای تبدیل شده:

برای ارزیابی کیفیت صدای تبدیل شده خود، از میانگین امتیاز نظر (**MOS**) و اندازه گیری اعوجاج **Mel-cepstral (MCD)** استفاده کنید.



شکل ۴. مقایسه طیف‌نگار **Mel** ورودی سالمندان، نتایج تبدیل شده و طیف‌نگارهای **Mel** بزرگسالان هدف

در تنظیمات ارزیابی **MOS**، ۶۰ آزمودنی بومی کره‌ای را که سن آنها بین ۲۰ تا ۳۹ سال است، انتخاب شده است. ارزیابی در یک محیط آرام انجام شد و به شرکت‌کنندگان پیشنهاد شد که از هدست استفاده کنند تا روی قضاوت عینی تمرکز کنند. شرکت‌کنندگان عمدتاً دو مرحله کیفیت صدای تبدیل شده را به دست آوردند. جنبه اول طبیعی بودن است. معیار امتیاز برای درجه طبیعی بودن بستگی به میزان طبیعی بودن صداهای تبدیل شده در مقایسه با متن داده شده دارد. جنبه دوم شباهت است. ارزیابی میزان شباهت به این بستگی دارد که صداهای سالمندان تغییر شکل یافته با گفتار مردان و زنان بالغ چقدر شبیه است. شرکت کنندگان در مقیاس ۱-۵ امتیازی برای دو جنبه امتیاز گرفتند و نمره بالاتر بهترین است.

جدول ۵. ارزیابی **MOS** برای صدای تبدیل شده.

Task	Target		
	Male	Female	Average
Naturalness	4.19±0.17	4.63±0.11	4.41±0.15
Similarity	4.14±0.18	4.69±0.10	4.41±0.16

جدول ۵ نتایج ارزیابی **MOS** را شرح می دهد. نمره طبیعی بودن گفتار سالمندان تبدیل شده به بزرگسالان مرد ۰/۱۷ ±۴/۱۹ و نمره شباهت ۰/۱۸ ±۴/۱۴ است. نمره طبیعی بودن گفتار تبدیل شده از سالمند به زن ۴.۶۳ ±۰.۱۱ و نمره شباهت ۴.۶۹ ±۰.۱۰ است. مانند نتایج **ASR**، صداهای تبدیل شده دوم نمرات بالاتری نسبت به همتای خود می گیرند. میانگین کلی نمره طبیعی بودن ۴.۴۱ ±۰.۱۵ و میانگین نمره شباهت ۴.۴۱ ±۰.۱۶ است.

علاوه بر این، نتایج اندازه‌گیری **MCD** را با صدای بزرگسالان با استفاده از صدای اصلی سالمند و صدای تبدیل شده سالمند ارائه داده شده است. برای اندازه‌گیری **MCD**، به جای ضرایب مغزی فرکانس **Mel**، از طیف نگار **Mel 80** بُعدی استفاده شده است. اگر دو صدا طول متفاوتی داشته باشند، بالشتک‌های صفر اضافه می‌شوند تا با طیف‌نگار **Mel** طولانی‌تر مطابقت داشته باشند. جدول ۶ نشان می‌دهد که صدای تبدیل شده سالمندان در مقایسه با صدای اصلی سالمندان به صدای بزرگسالان نزدیک‌تر است.

جدول ۶. نتایج اندازه‌گیری **MCD** با صدای بزرگسالان

MCD Pair	Distortion Value (dB)
Adult - Original Elderly	13.77
Adult - Converted Elderly	6.78

تحلیل و بررسی:

صداهای سالمندان تبدیل شده به بزرگسالان را از طریق مدل پیشنهادی تجزیه و تحلیل شد. علاوه بر این، تجزیه و تحلیل شباهت کسینوس بین توالی زبانی-**ID** و توزیع توالی خوشه-**ID** زبانی همان گفته از دو گروه ارائه شده است.

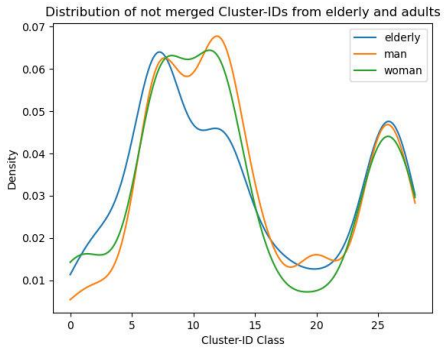
شکل ۴ نتایج ترجمه سن به سن را با استفاده از روش پیشنهادی نشان می‌دهد. طیف‌نگار مل سالمندان ورودی، نتایج تبدیل‌شده آن، و طیف‌نگار مل بزرگسالان هدف از راست به چپ نمایش داده می‌شوند. در میان دو طیف‌نگار **Mel** بالا، سمت چپ به ترتیب نشان‌دهنده نتیجه تبدیل‌شده و سمت راست صدای مرد بزرگسال هدف را نشان می‌دهد. در پایین، طیف‌نگارهای **Mel** نتیجه تبدیل شده و صدای زن بزرگسال هدف آن ارائه شده است.

همانطور که در شکل ۴ نشان داده شده است، شکل‌های هر طیف‌نگار **Mel** به رنگ سبز هستند. در مقایسه، در حالی که شکل‌های موجود در نتیجه تبدیل شده و طیف‌نگار **Mel** هدف دارای اشکال مشابهی هستند، طیف‌نگار **Mel** سالمندان ورودی با نتایج آن متفاوت است. به طور خاص، هر دو طیف‌نگار **Mel** هدف، شکل‌دهنده‌های افقی را نشان می‌دهند. طیف‌نگارهای **Mel** بزرگسالان ماده افزایش جزئی و کاهش تدریجی را نشان می‌دهند، در حالی که طیف‌نگاری مل اصلی شکل‌دهنده‌های موجی را نشان می‌دهد.

جدول ۷. شباهت کسینوس شناسه‌های خوشه‌ای از جنسیت‌ها و سنین مختلف

Group A	Group B	Cosine Similarity (A, B)	
		Not Merged	Merged
Adult Male	Adult Female	0.9549	0.9596
Elderly	Adult	0.8522	0.8833

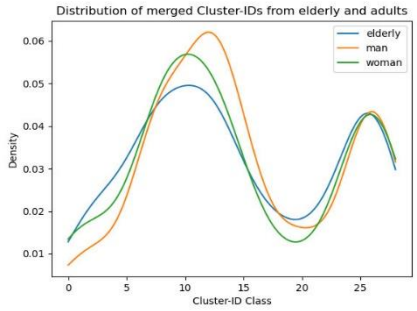
در اینجا، نتایج شباهت کسینوس بین دو دنباله زبانی-**ID** را گزارش شده است. همانطور که در جدول ۷ نشان داده شده است، به شباهت یکسانی برای دو جنس در گروه بزرگسالان دست یافته‌اند. حدس زده می‌شود که شباهت‌های کسینوس قابل مقایسه دو گروه بزرگسال به سرعت گفتاری مشابه آن‌ها نسبت داده می‌شود. از سوی دیگر، استفاده از تکنیک ادغام نتایج متفاوتی را در مقایسه با صداهای سالمندان و بزرگسالان نشان می‌دهد. شناسه‌های ادغام شده شباهت بیشتری نشان داده‌اند، بنابراین، روش ادغام می‌تواند ویژگی‌های همگنی را در ویژگی‌های گفتاری از دو گروه سنی مختلف ایجاد کند.



شکل ۵. توزیع شناسه های خوشه ای سالمندان و بزرگسالان بدون فرآیند ادغام به دست آمده است.

علاوه بر این، دو تابع توزیع به‌دست‌آمده با و بدون استفاده از فرآیند ادغام را تجزیه و تحلیل کردند. همانطور که در شکل ۵ توضیح داده شد، شناسه های زبانی همه گویندگان یک شکل پاکت مشابه را ترسیم می‌کنند. توابع توزیع نشان می‌دهد که روش خوشه‌بندی واج‌شناسی پیشنهادی به خوبی واج‌ها را از دو گروه سنی ترسیم می‌کند. در حالی که بیشتر کلاس‌ها پاکت‌های مشابهی را نشان می‌دهند، شکل ۹ تا ۱۴ کلاس سالمندان با بزرگسالان متفاوت است. دلیل آن تفاوت در سرعت صحبت افراد مسن و بزرگسال است.

شکل ۶ توابع توزیع شناسه های خوشه ادغام شده را نشان می دهد. به لطف تکنیک ادغام، می‌توان توزیع‌های مشابه بیشتری را نسبت به شکل ۵ مشاهده کرد. بنابراین، تکنیک ادغام می‌تواند با استفاده از روش خوشه‌بندی واج‌شناسی پیشنهادی با تکنیک ادغام، پل‌سازی زبانی دو گروه را فراهم کند.



شکل ۶. توزیع شناسه های خوشه ای سالمندان و بزرگسالان به دست آمده با فرآیند ادغام

مقایسه عملکرد با توجه به تعداد خوشه‌های زبانی:

تأثیر تعداد خوشه‌های زبانی، **K** را برای مدل **A2AVT + merged_Linguistic-ID** نشان داده شده است. وقتی **K** به ترتیب ۸، ۱۶ ، ۳۲ و ۶۴ باشد، **CER** صداهای تبدیل شده با هم مقایسه می‌شوند.

جدول ۸. مقایسه عملکرد با توجه به تعداد خوشه های زبانی

K	Conversion Target	CER (%)	ERR (%)
8	Adult Male	20.75	28.00
	Adult Female	24.50	3.69
16	Adult Male	20.31	29.53
	Adult Female	15.45	39.27
32	Adult Male	19.21	33.34
	Adult Female	14.35	43.59
64	Adult Male	34.22	-18.74
	Adult Female	24.06	5.42

در جدول ۸ بهترین عملکرد زمانی به دست می آید که K 32 باشد. این نشان می‌دهد که خوشه بندی بر اساس مجموعه‌های واج کره‌ای به عنوان اطلاعات زبانی برای روش A2AVT موثر است.

نتیجه‌گیری و کارهای آینده:

در این مقاله، بر روی بهبود عملکرد سیستم تجاری ASR متمرکز شده که در تشخیص صداهای دورتر مانند افراد مسن ضعیف است. برای این منظور، اطلاعات مرتبط با زبان را از طریق روش خوشه‌بندی واج‌شناسی بدون نظارت معرفی شده است و ترجمه صوتی سن به سن را با استفاده از اطلاعات همراه با زبان برای بهبود عملکرد تشخیص گفتار برای سالمندان پیشنهاد شده است. از این نظر، روش پیشنهادی روش انطباق جایگزین است که می‌تواند در مقابل هر سیستم ASR تجاری یا باز قرار گیرد. اثربخشی روش پیشنهادی A2AVT را نشان داده شد و اطلاعات مرتبط با زبان را از طریق بهبود دقت تشخیص گفتار از سیستم تجاری ASR ادغام شد.

به عنوان کارهای آینده، از جمله تشخیص گفتار سالمندان، همچنین روشی برای تشخیص گفتار کودکان، افراد ناتوان با لکنت زبان، و همچنین لهجه‌ها و گویش‌های مختلف به کار برده می‌شود. علاوه بر این، روش را طوری طراحی کردند که بتوان در شرایط غیر زوجی با استفاده از عبارات جملات مختلف عمل کرد.

۲- پیشینه تحقیق و فهرست منابع:

(سابقه تحقیقات و نتایج به دست آمده در داخل و خارج از کشور و نظرات علمی موجود درمقالات و پایان نامه های اخیر درباره موضوع تحقیق)

[1] A.-R. Mohamed, G. Dahl, and G. Hinton, ``Deep belief networks for phone recognition," in *Proc. NIPS Workshop Deep Learn. Speech Recognit. Rel. Appl.*, Vancouver, BC, Canada, 2009, vol. 1, no. 9, p. 39.

[2] G. E. Dahl, D. Yu, L. Deng, and A. Acero, ``Context-dependent pretrained deep neural networks for large-vocabulary speech recognition," *IEEE Trans. Audio, Speech, Language Process.*, vol. 20, no. 1, pp. 30_42, Jan. 2011.

[3] J. Li, D. Yu, J.-T. Huang, and Y. Gong, ``Improving wideband speech recognition using mixed-bandwidth training data in CD-DNN-HMM," in *Proc. IEEE Spoken Lang. Technol. Workshop (SLT)*, Dec. 2012, pp. 131_136.

[4] G. Hinton, L. Deng, D. Yu, G. E. Dahl, A.-R. Mohamed, N. Jaitly, A. Senior, V. Vanhoucke, P. Nguyen, and T. N. Sainath, ``Deep neural networks for acoustic modeling in speech recognition: The shared views of four research groups," *IEEE Signal Process. Mag.*, vol. 29, no. 6, pp. 82_97, Nov. 2012.

[5] T. N. Sainath, A.-R. Mohamed, B. Kingsbury, and B. Ramabhadran, ``Deep convolutional neural networks for LVCSR," in *Proc. IEEE Int. Conf. Acoust., Speech Signal Process.*, May 2013, pp. 8614_8618.

[6] T. N. Sainath, O. Vinyals, A. Senior, and H. Sak, ``Convolutional, long short-term memory, fully connected deep neural networks," in *Proc. IEEE Int. Conf. Acoust., Speech Signal Process. (ICASSP)*, Apr. 2015, pp. 4580_4584.

[7] A. Hannun, C. Case, J. Casper, B. Catanzaro, G. Diamos, E. Elsen, R. Prenger, S. Satheesh, S. Sengupta, A. Coates, and A. Y. Ng, ``Deep speech: Scaling up end-to-end speech recognition," 2014, *arXiv:1412.5567*. [Online]. Available: http://arxiv.org/abs/1412.5567

[8] A. Graves and N. Jaitly, ``Towards end-to-end speech recognition with recurrent neural networks," in *Proc. Int. Conf. Mach. Learn.*, 2014, pp. 1764_1772.

[9] Y. Miao, M. Gowayyed, and F. Metze, ``EESEN: End-to-end speech recognition using deep RNN models and WFST-based decoding," in *Proc. IEEEWorkshop Autom. Speech Recognit. Understand. (ASRU)*, Dec. 2015, pp. 167_174.
[10] J. K. Chorowski, D. Bahdanau, D. Serdyuk, K. Cho, and Y. Bengio, ``Attention-based models for speech recognition," in *Proc. Neural Inf. Process. Syst.*, 2015, pp. 577_585.
[11] W. Chan, N. Jaitly, Q. Le, and O. Vinyals, ``Listen, attend and spell: A neural network for large vocabulary conversational speech recognition," in *Proc. IEEE Int. Conf. Acoust., Speech Signal Process. (ICASSP)*, Mar. 2016, pp. 4960_4964.
[12] D. Amodei, S. Ananthanarayanan, R. Anubhai, J. Bai, E. Battenberg, C. Case, J. Casper, B. Catanzaro, Q. Cheng, G. Chen, and J. Chen, ``Deep speech 2: End-to-end speech recognition in English and Mandarin," in *Proc. Int. Conf. Mach. Learn.*, 2016, pp. 173_182.
[13] S. Kim, T. Hori, and S. Watanabe, ``Joint CTC-attention based endto- end speech recognition using multi-task learning," in *Proc. IEEE Int. Conf. Acoust., Speech Signal Process. (ICASSP)*, Mar. 2017, pp. 4835_4839.
[14] L. Dong, S. Xu, and B. Xu, ``Speech-transformer: A no-recurrence sequence-to-sequence model for speech recognition," in *Proc. IEEE Int. Conf. Acoust., Speech Signal Process. (ICASSP)*, Apr. 2018, pp. 5884_5888.
[15] C.-C. Chiu, T. N. Sainath, Y. Wu, R. Prabhavalkar, P. Nguyen, Z. Chen, A. Kannan, R. J. Weiss, K. Rao, E. Gonina, N. Jaitly, B. Li, J. Chorowski, and M. Bacchiani, ``State-of-the-art speech recognition with sequenceto- sequence models," in *Proc. IEEE Int. Conf. Acoust., Speech Signal Process. (ICASSP)*, Apr. 2018, pp. 4774_4778.
[16] A. Gulati, J. Qin, C.-C. Chiu, N. Parmar, Y. Zhang, J. Yu,W. Han, S. Wang, Z. Zhang, Y. Wu, and R. Pang, ``Conformer: Convolution-augmented transformer for speech recognition," in *Proc. Interspeech*, Oct. 2020, pp. 5036_5040.
[17] A. van den Oord, Y. Li, and O. Vinyals, ``Representation learning with contrastive predictive coding," 2018, *arXiv:1807.03748*. [Online]. Available: http://arxiv.org/abs/1807.03748
[18] S. Schneider, A. Baevski, R. Collobert, and M. Auli, ``wav2vec: Unsupervised pre-training for speech recognition," in *Proc. Interspeech*, Sep. 2019, pp. 3465_3469.
[19] Y.-A. Chung,W.-N. Hsu, H. Tang, and J. Glass, ``An unsupervised autoregressive model for speech representation learning," in *Proc. Interspeech*, Sep. 2019, pp. 146_150.
[20] J. Chorowski, R. J.Weiss, S. Bengio, and A. van den Oord, ``Unsupervised speech representation learning usingWaveNet autoencoders," *IEEE/ACM Trans. Audio, Speech, Lang. Process.*, vol. 27, no. 12, pp. 2041_2053, Dec. 2019.
[21] G. Synnaeve, Q. Xu, J. Kahn, T. Likhomanenko, E. Grave, V. Pratap, A. Sriram, V. Liptchinsky, and R. Collobert, ``End-to-end ASR: From supervised to semi-supervised learning with modern architectures," 2019, *arXiv:1911.08460*. [Online]. Available: http://arxiv.org/abs/1911.08460
[22] A. Baevski, S. Schneider, and M. Auli, ``vq-wav2vec: Self-supervised learning of discrete speech representations," in *Proc. Int. Conf. Learn. Represent.*, 2019.
[23] A. T. Liu, S.-W. Yang, P.-H. Chi, P.-C. Hsu, and H.-Y. Lee, ``Mockingjay: Unsupervised speech representation learning with deep bidirectional transformer encoders," in *Proc. IEEE Int. Conf. Acoust., Speech Signal Process. (ICASSP)*, May 2020, pp. 6419_6423.
[24] A. Baevski, Y. Zhou, A. Mohamed, and M. Auli, ``wav2vec 2.0: A framework for self-supervised learning of speech representations," in *Proc. Adv. Neural Inf. Process. Syst.*, vol. 33, 2020.
[25] Y. Zhang, J. Qin, D. S. Park, W. Han, C.-C. Chiu, R. Pang, Q. V. Le, and Y. Wu, ``Pushing the limits of semi-supervised learning for automatic speech recognition," 2020, *arXiv:2010.10504*. [Online]. Available: http://arxiv.org/abs/2010.10504
[26] P.-H. Chi, P.-H. Chung, T.-H. Wu, C.-C. Hsieh, Y.-H. Chen, S.-W. Li, and H.-Y. Lee, ``Audio albert: A lite bert for self-supervised learning of audio representation," in *Proc. IEEE Spoken Lang. Technol. Workshop (SLT)*, Jan. 2021, pp. 344_350.
[27] J. G. Wilpon and C. N. Jacobsen, ``A study of speech recognition for children and the elderly," in *Proc. IEEE Int. Conf. Acoust., Speech, Signal Process. Conf.*, May 1996, pp. 349_352.
[28] A. Potamianos, S. Narayanan, and S. Lee, ``Automatic speech recognition for children," in *Proc. EUROSPEECH*, 1997.

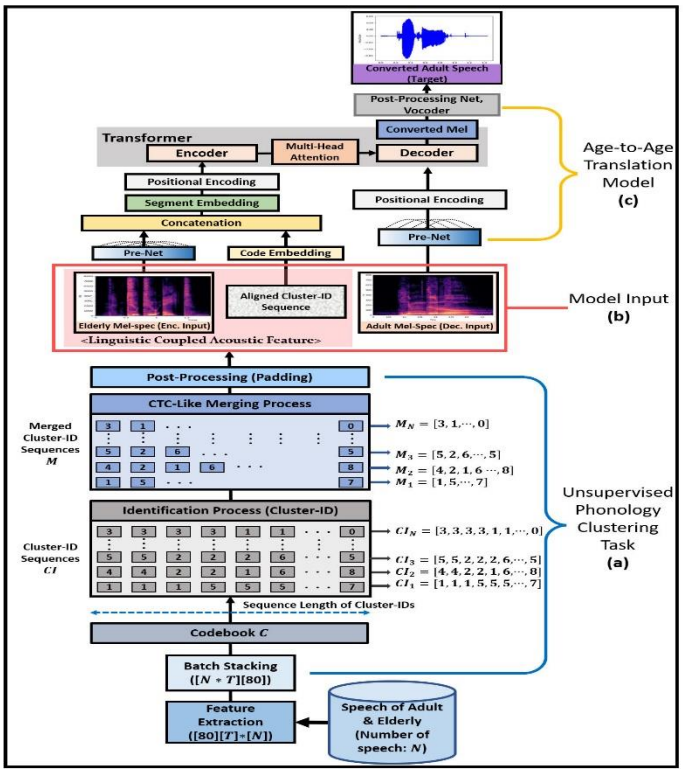
[29] S. Anderson, N. Liberman, E. Bernstein, S. Foster, E. Cate, B. Levin, and R. Hudson, ``Recognition of elderly speech and voice-driven document retrieval," in *Proc. IEEE Int. Conf. Acoust., Speech, Signal Process. (ICASSP)*, Mar. 1999, pp. 145_148.
[30] A. Potamianos, A. Potamianos, S. Narayanan, and S. Member, ``Robust recognition of children's speech," *IEEE Trans. Speech Audio Process.*, vol. 11, no. 6, pp. 603_616, Nov. 2003.
[31] S. Kwon, S.-J. Kim, and J. Y. Choeh, ``Preprocessing for elderly speech recognition of smart devices," *Comput. Speech Lang.*, vol. 36, pp. 110_121, Mar. 2016.
[32] G. Haixiang, L. Yijing, J. Shang, G. Mingyun, H. Yuanyue, and G. Bing, ``Learning from class-imbalanced data: Review of methods and applications," *Expert Syst. Appl.*, vol. 73, pp. 220_239, May 2017.
[33] Y. Gao, R. Singh, and B. Raj, ``Voice impersonation using generative adversarial networks," in *Proc. IEEE Int. Conf. Acoust., Speech Signal Process. (ICASSP)*, Apr. 2018, pp. 2506_2510.
[34] F. Biadsy, R. J. Weiss, P. J. Moreno, D. Kanvesky, and Y. Jia, ``Parrotron: An end-to-end speech-to-speech conversion model and its applications to hearing-impaired speech and speech separation," in *Proc. Interspeech*, Sep. 2019, pp. 4115_4119.
[35] J.-W. Kim, H.-Y. Jung, and M. Lee, ``Vocoder-free end-to-end voice conversion with transformer network," in *Proc. Int. Joint Conf. Neural Netw. (IJCNN)*, Jul. 2020, pp. 1_8.
[36] A. Vaswani, N. Shazeer, N. Parmar, J. Uszkoreit, L. Jones, A. N. Gomez, L. U. Kaiser, and I. Polosukhin, ``Attention is all you need," in *Proc. Adv. Neural Inf. Process. Syst.*, vol. 30, I. Guyon, U. V. Luxburg, S. Bengio, H. Wallach, R. Fergus, S. Vishwanathan, and R. Garnett, Eds. Red Hook, NY, USA: Curran Associates, 2017, pp. 5998_6008.
[37] W.-C. Huang, T. Hayashi, Y.-C. Wu, H. Kameoka, and T. Toda, ``Voice transformer network: Sequence-to-sequence voice conversion using transformer with text-to-speech pretraining," in *Proc. Interspeech*, Oct. 2020, pp. 4676_4680.
[38] R. Liu, X. Chen, and X. Wen, ``Voice conversion with transformer network," in *Proc. IEEE Int. Conf. Acoust., Speech Signal Process. (ICASSP)*, May 2020, p. 7759.
[39] Y. Ren, X. Tan, T. Qin, S. Zhao, Z. Zhao, and T.-Y. Liu, ``Almost unsupervised text to speech and automatic speech recognition," in *Proc. Int. Conf. Mach. Learn.*, 2019, pp. 5410_5419.
[40] J. Xu, X. Tan, Y. Ren, T. Qin, J. Li, S. Zhao, and T.-Y. Liu, ``LRSpeech: Extremely low-resource speech synthesis and recognition," in *Proc. 26th ACM SIGKDD Int. Conf. Knowl. Discovery Data Mining*, Aug. 2020, pp. 2802_2812.
[41] E. Jang, S. Gu, and B. Poole, ``Categorical reparameterization with gumbel-softmax," 2016, *arXiv:1611.01144*. [Online]. Available: http://arxiv.org/abs/1611.01144
[42] C. J. Maddison, A. Mnih, andY.W. Teh, ``The concrete distribution:Acontinuous relaxation of discrete random variables," 2016, *arXiv:1611.00712*. [Online]. Available: http://arxiv.org/abs/1611.00712
[43] A. Graves, S. Fernández, F. Gomez, and J. Schmidhuber, ``Connectionist temporal classi_cation: Labelling unsegmented sequence data with recurrent neural networks," in *Proc. 23rd Int. Conf.Mach. Learn. (ICML)*, 2006, pp. 369_376.
[44] Y. Wang, R. J. Skerry-Ryan, D. Stanton, Y. Wu, R. J. Weiss, N. Jaitly, Z. Yang, Y. Xiao, Z. Chen, S. Bengio, Q. Le, Y. Agiomyrgiannakis, R. Clark, and R. A. Saurous, ``Tacotron: Towards end-to-end speech synthesis," in *Proc. Interspeech*, Aug. 2017, pp. 4006_4010.
[45] J. Devlin, M.-W. Chang, K. Lee, and K. Toutanova, ``BERT: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding," in *Proc. Conf. North Amer. Chapter Assoc. Comput. Linguistics, Hum. Lang. Tech-nol.*, Minneapolis, MI, USA, vol. 1, Jun. 2019, pp. 4171_4186. [Online]. Available: https://www.aclweb.org/anthology/N19-1423
[46] J. L. Ba, J. R. Kiros, and G. E. Hinton, ``Layer normalization," 2016, *arXiv:1607.06450*. [Online]. Available: http://arxiv.org/abs/1607.06450
[47] D. Grif_n and J. Lim, ``Signal estimation from modi_ed short-time Fourier transform," *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Process.*, vol. ASSP-32, no. 2, pp. 236_243, Apr. 1984.
[48] D. P. Kingma and J. Ba, ``Adam: A method for stochastic optimization," in *Proc. ICLR*, 2015.

در ابتدا برخی منابع و مقالات موجود در زمینه ترجمه صوتی از سن به سن به روش زبانی برای بهبود عملکرد تشخیص گفتار در محیط های واقعی تهیه و گردآوری شده و سپس با توجه به مرور آنها داده های اولیه برای استفاده از ترجمه صوتی از سن به سن به روش زبانی مورد استفاده قرار می گیرد. سپس برای بهبود عملکرد تشخیص گفتار در محیط های واقعی مربوط به برخی بیماران دارای عارضه تشخیص گفتار گردآوری می شود تا برای مطالعات و تحلیل های ثانویه مورد استفاده قرار گیرد.

نوع تحقیق حاضر توصیفی تحلیلی بوده و هدف آن ارائه روش های جدید تشخیص ترجمه صوتی از سن به سن به روش زبانی با استفاده از از روش ناحیه بندی می باشد.

به یک مشکل کم کارایی سالمندان در تشخیص خودکار گفتار (**ASR**) از طریق سازگاری ویژگی‌های آگنوستیک به **ASR** رسیدگی شده است. بیشتر مجموعه داده‌های مدل‌های تشخیص گفتار از مجموعه داده‌های جمع‌آوری‌شده از سخنرانان بزرگسال تشکیل شده‌اند. در نتیجه، اکثر سیستم‌های تشخیص گفتار تجاری معمولاً روی سخنرانان بزرگسال عملکرد خوبی دارند. به عبارت دیگر، تنوع محدود سخنرانان در مجموعه داده‌های آموزشی، عملکرد غیرقابل اعتمادی را برای سخنرانان اقلیت (به عنوان مثال، افراد مسن) به دلیل دستیابی غیرممکن از داده‌های آموزشی ایجاد می‌کند. در پاسخ، این مقاله یک چارچوب تبدیل صدا مبتنی بر شبکه عصبی را برای تقویت تشخیص گفتار اقلیت پیشنهاد می‌کند. برای این منظور، یک مدل ترجمه صوتی شامل یک خوشه‌بندی واج‌شناسی بدون نظارت برای استخراج اطلاعات زبانی برای گفتار اقلیت در چارچوب مدل آکوستیک فعلی پیشنهاد شده است. یک روش انطباق ویژگی طیفی است که می‌تواند در مقابل هر سیستم **ASR** تجاری یا باز قرار گیرد و از تغییر مستقیم تشخیص دهنده گفتار اجتناب شود. نتایج تجربی و تجزیه و تحلیل اثربخشی روش پیشنهادی از طریق بهبود دقت تشخیص گفتار سالمندان نشان می‌دهد.

Challenges Challenges



شماتیک کامل مدل ترجمه صوتی
از سن به سن همراه با زبان

طرح تحقیق پایان‌نامه کارشناسی ارشد

عنوان فارسی پایان‌نامه: ترجمه صوتی از سن به سن به روش زبانی برای بهبود عملکرد تشخیص گفتار در محیط های واقعی

٤- زمان‌بندی/ گانت چارت:

ردیف	زمان/ماه نام فعالیت	١	٢	٣	٤	٥	٦	....	٩
١	جمع‌آوری اطلاعات								
٢	بررسی پیشینه								
٣									
٤									
٥									
٦									
٧									
٨									
٩									
١٠									

نکته: پس از تصویب شورای پژوهشی دانشکده حداقل زمان قابل قبول برای پیش بینی مراحل مطالعاتی و اجرایی پایان نامه کارشناسی ارشد ٦ ماه می‌باشد.

٥- نظریه شورای گروه تخصصی:

طرح تحقیق پایان نامه خانم / آقای: ..... **دانشجوی مقطع کارشناسی ارشد رشته ..... در شورای تخصصی گروه مورخ** **..... مطرح شد. پس از بحث و تبادل نظر مورد تصویب اکثریت اعضاء قرار گرفت □ نگرفت □**

ردیف	نام و نام خانوادگی	تخصص	نوع رای	امضاء
١				
٢				
٣				
٤				
٥				

مدیر گروه : **امضاء:** **تاریخ:**

بسمه‌تعالی

تعهدنامه حفظ و دفـاع از حقـوق مادی و معنوی تولیدات علمی دانشگاه آزاد اسلامی و ارائه نتایج آنها مرتبط با دانشجویان کارشناسی ارشد

عنوان پایان‌نامه: ترجمه صوتی از سن به سن به روش زبانی برای بهبود عملکرد تشخیص گفتار در محیط های واقعی

مشخصات دانشجو:

نام: حمیدرضا **نام‌خانوادگی:** پورمحمد **شماره دانشجویی:** ۴۰۰۱۴۱۴۰۱۱۱۰۳۳

دانشکده: فنی و مهندسی **رشته تحصیلی:** مهندسی پزشکی **گرایش:** بیوالکتریک

سال اخذ پایان نامه: ۱۴۰۱ **نیمسال تحصیلی : دوم**

تلفن: ۷۷۸۲۴۶۹۴-۰۲۱ **تلفن همراه:** ۰۹۳۷۱۶۴۰۴۳۶

پست الکترونیک: hamidrezapourmohammad@gmail.com

تعهدات دانشجو:

۱- **محتوای پایان‌نامه کارشناسی ارشد، از آن دیگران نیست (دست اول است)، براساس اصول علمی تهیه شده است و با نام دانشگاه آزاد اسلامی- واحد تهران جنوب ارائه خواهند شد.[۱]**

۲- **به‌منظور رجوع مناسب و روشن به آثار دیگران، منابع و مآخذ مربوط به نقل‌قول‌ها، جدول‌ها و نمودارها و یا نتایج تحقیقات دیگران در پایان‌نامه دقیقاً ذکر خواهد شد؛ همچنین هیچ‌گونه استفاده‌ای از آثار دیگران بدون ذکر منبع اصلی و به گونه‌ای که قابل تشخیص و تفکیک از متن اصلی نباشد، به‌عمل نخواهد آمد.**

۳- **بدون ذکر نام دانشگاه آزاد اسلامی- واحد تهران جنوب و در نظرگرفتن حقوق این دانشگاه، در مورد ارائه و انتشار نتایج حاصل از پایان‌نامه به شکل مقاله، کتاب، اختراع، اکتشاف و ... (درقالب مطالب چاپی یا غیرچاپی) در هر مرحله (قبل و بعد از دفاع از پایان‌نامه)، اقدامی صورت نخواهد گرفت. بدیهی است که ارسال هر مقاله مستخرج از پایان‌نامه باید با هماهنگی با استاد راهنما باشد.**

۴- **برای جلوگیری از درج مقاله درنشریات بی‌اعتبار، قبل از چاپ مقاله، اعتبار نشریه از فهرست نشریات بی‌اعتبار در سایت معاونت پژوهشی و فناوری دانشگاه آزاد اسلامی به نشانی http://sp.rvp.iau.ir بررسی خواهد شد.**

۵- **در صورت هرگونه مغایرت و تخلف از موارد اشاره شده در بندهای ۱ تا ۳ این تعهدنامه، دانشگاه آزاد اسلامی- واحد تهران جنوب مجاز است از ادامه تحصیل و هرگونه فعالیت آموزشی و امکان دفاع از پایان‌نامه دانشجو در هر مرحله از تحصیل جلوگیری کند. همچنین خسارات مادی و معنوی وارده به دانشگاه آزاد اسلامی و افراد ذی‌نفع پرداخت خواهد شد.**

نام و نام خانوادگی دانشجو: حمیدرضا پورمحمد

امضاء:

تاریخ:

۱- "

"

۲- "

"

۳- "

Department of ...., South Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran

*توجه: تشخیص نشریات بی‌اعتبار: دو مورد اصلی در تشخیص نشریات بی اعتبار عبارتند از: ۱- تقاضای اخذ وجه توسط ناشر در زمان ارسال یا پذیرش مقاله و ۲- آدرس الکترونیکی نشریات بی‌اعتبار (که اغلب پست‌های الکترونیکی رایگان نظیر سایت Yahoo و غیره است). همچنین کنترل نشریه در سایت http://sp.rvp.iau.ir

باسمه تعالی

واحد تهران جنوب

عنوان فارسی پایان‌نامه:

ترجمه صوتی از سن به سن به روش زبانی برای بهبود عملکرد تشخیص گفتار در محیط های واقعی

حفظ و دفـاع از حقـوق مادی و معنوی تولیدات علمی دانشگاه آزاد اسلامی و ارائه نتایج آنها

الف)استاد راهنما:

اینجانب استاد راهنمای آقای/ خانم دانشـجـوی مقطع کـارشنـاسی ارشـد دانشگـاه آزاد اسلامی- واحـد تهـران جنـوب، از مفـاد بخشنـــامه «حفظ و دفـاع از حقـوق مادی و معنوی تولیدات علمی دانشگاه آزاد اسلامی و ارائه نتایج آنها»، آگاهی کامل داشته و خود را ملزم به رعایت آن می‌دانم.

تلفن: پست الکترونیک:

امضاء:

تاریخ:

ب)استاد مشاور:(در صورت لزوم)

اینجانب استاد مشاور آقای/ خانم دانشـجـوی مقطع کـارشنـاسی ارشـد دانشگـاه آزاد اسلامی- واحـد تهـران جنـوب، از مفـاد بخشنـــامه «حفظ و دفـاع از حقـوق مادی و معنوی تولیدات علمی دانشگاه آزاد اسلامی و ارائه نتایج آنها»، آگاهی کامل داشته و خود را ملزم به رعایت آن می‌دانم.

تلفن: پست الکترونیک:

امضاء:

تاریخ:

فرم الف

واحد تهران جنوب

بسمه تعالی

فرم اطلاعات پایان‌نامه کارشناسی ارشد

محل درج کد شناسایی پایان‌نامه (لطفاً در این قسمت چیزی ننویسید.)

مشخصات دانشجو:

نام و نام خانوادگی دانشجو: ..... شماره دانشجویی: .....

مجتمع/دانشکده: .....

رشته تحصیلی: ..... گرایش: ..... تعداد واحد پایان‌نامه: ..... نیم سال تحصیلی اخذ پایان‌نامه: اول ...../ دوم .....

امضاء کارشناس آموزش مجتمع/ دانشکده: ..... امضاء رئیس اداره آموزشی مجتمع/ دانشکده: .....

عنوان پایان‌نامه:

نام و نام خانوادگی استاد راهنما:

رشته تحصیلی: مرتبه علمی: پایه:

نوع همکاری: تمام‌وقت □ نیمه‌وقت □ عضو هیات علمی مدعو از سایر واحدهای دانشگاه آزاد اسلامی □

عضو هیات علمی مدعو از دانشگاه دولتی □ عضو غیرهیات علمی □

امضاء استاد:

نام و نام خانوادگی استاد مشاور:

رشته تحصیلی: مرتبه علمی: پایه:

نوع همکاری: تمام‌وقت □ نیمه‌وقت □ عضو هیات علمی مدعو از سایر واحدهای دانشگاه آزاد اسلامی □

عضو هیات علمی مدعو از دانشگاه دولتی □ عضو غیرهیات علمی □

امضاء استاد:

نام و نام خانوادگی مدیر گروه آموزشی – پژوهشی ..... تاریخ و امضاء

تاریخ تصویب پایان‌نامه در شورای پژوهشی مجتمع/دانشکده :..... شماره جلسه: .....

نکته ۱: تمام اطلاعات این فرم صحیح و کامل تایپ شود و به تایید اساتید مربوطه رسانده شود.

نکته ۲: ارسال تصویر کارت ملی (پشت و رو)، آخرین حکم هیئت علمی، رزومه علمی، آخرین مدرک تحصیلی برای کلیه استادان راهنما و مشاور مدعو (عضو هیئت علمی سایر واحدهای دانشگاه آزاد اسلامی و یا وزارتین) برای یک بار الزامی است.

نکته ۳: مسئولین مربوطه می‌بایست اصل این فرم را به همراه صورتجلسات پروپوزال‌های تصویب شده در شورای پژوهشی مجتمع/ دانشکده و فرم شماره ۱ فایل Excel) را بطور همزمان به حوزه معاونت پژوهش و فناوری واحد ارسال نمایند.

بسمه تعالی

واحد تهران جنوب

فرم تصویب (پروپوزال) مربوط به دانشجو ..... به شماره دانشجویی .....

رشته ..... در تاریخ ..... در شورای پژوهشی مجتمع/دانشکده مطرح و تصویب گردید.

این طرح در تاریخ ..... در شورای پژوهشی مجتمع/دانشکده مطرح گردید ولی به علل زیر مورد موافقت قرار نگرفت.

علل عدم تصویب طرح تحقیق پایان نامه (پروپوزال):