

선형회귀분석을 이용한 청력검사 과정의 효율성 개선

이 헌 주¹ · 김 세 진² · 박 라 영³ · 이 성 수⁴ · 조 형 호^{4*} · 원 용 관⁵

¹전남대학교 ICT융합시스템공학과 석·박사통합과정

²전남대학교 컴퓨터정보통신공학과 학사과정

³전남대학교 BIT융합기술사업단 연구교수

^{4*}전남대학교 의과대학 이비인후과 교수

⁵전남대학교 컴퓨터정보통신공학과 교수

Efficiency Improvement of the Hearing Test Procedure Using Linear Regression

Heonzoo Lee¹ · Sejin Kim² · Rayoung Park³ · Sungsu Lee⁴ · Hyong-Ho Cho^{4*} · Yonggwan Won⁵

¹Ph.D.'s Course, Department of ICT Convergence System Eng., Chonnam National University, Gwangju 61186, Korea

²Bachelor's Course, Department of Computer Engineering, Chonnam National University, Gwangju 61186, Korea

³Research Professor, BIT Fusion Technology Center, Chonnam National University, Gwangju 61186, Korea

^{4*}Professor, Department of Otolaryngology, Medical School, Chonnam National University, Gwangju 61469, Korea

⁵Professor, Department of Computer Engineering, Chonnam National University, Gwangju 61186, Korea

[요 약]

본 연구에서는 순음청력검사(PTA)를 기반으로, 어음강도를 반복적으로 조정해 가면서 어음청취역치(SRT)와 쾌적역치(MCL)의 최적값을 찾아가는 기존 검사 방법의 시간과 복잡성을 개선할 수 있는 머신러닝 응용 방법을 소개한다. 난청검사 데이터를 이용하여, 어음청취역치와 쾌적역치를 예측하는 선형회귀 모델을 각각 학습 및 시험하였다. 시험데이터에 대한 평균오차 값이 어음청취역치를 예측하는 모델은 기존에 비해 1.33배 낮았으며, 쾌적역치를 예측하는 모델은 기존 방법보다 1.39배 낮았다. 따라서, 선형회귀 분석과 같은 머신러닝 모델을 이용하면, 어음강도 조정횟수를 줄여 청각검사 과정을 단축할 수 있다.

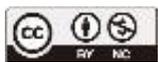
[Abstract]

In this study, based on pure-tone audiometry(PTA), a machine learning application is introduced that can significantly improve the time and procedural complexity of the conventional hearing test which is finding speech reception threshold(SRT) and most comfortable level(MCL) by adjusting the speech level repeatedly. Using a hearing test data, linear regression models for predicting SRT and MCL were trained and tested. The average error for the test data was 1.33 times lower than current method for SRT, and 1.39 times lower for MCL. Therefore, by using a machine learning model such as linear regression analysis, it is possible to more accurately predict the start speech level for the hearing test, to reduce the number of speech level adjustments, and to shorten the hearing test.

색인어 : 청력검사, 순음청력검사, 어음청취역치, 쾌적역치, 선형회귀

Keyword : Hearing test, Pure-tone audiometry, Speech reception threshold, Most comfortable level, Linear regression

<http://dx.doi.org/10.9728/dcs.2022.23.12.2489>



This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

Received 13 November 2022; **Revised** 01 December 2022

Accepted 05 December 2022

***Corresponding Author; Hyong-Ho Cho**

Tel: +82-62-220-6772

E-mail: victocho@jnu.ac.kr

I. 서론

사람은 귀에 있는 달팽이관의 청신경을 통해 음파를 뇌에서 인식할 수 있다. 이러한 감각을 청력이라 하며, 청력을 통해 사물을 인지하거나 의사소통을 할 수 있다. 청력에 문제가 있어 소리를 듣는 데 어려움이 있는 증상을 난청이라고 하며, 난청이 있으면 소리가 작게 들리거나, 말소리가 왜곡되어 들리는 등 의사소통에 불편함을 느낀다. 난청은 선천적으로 발생하기도 하며 소음에 장기간 노출된 경우, 노화 등 여러 원인이 있으며, 한쪽 귀만 난청이 발생하기도 한다.[1]

이러한 난청의 진단 방법은 고막과 외이도를 확인하는 국소소견 검사와 임피던스 청력검사, 순음청력검사가 있으며, 이를 통해 종합적으로 진단한다.[2] 난청은 약물이나 수술을 통해 치료할 수 있지만, 청력 향상 가능성이 없는 경우에는 보청기를 이용하는 것이 권장된다.[3] 보청기의 재활가능성을 보기 위해서는 어음에 대한 청취 정도를 측정하는 어음청력검사가 필요하며, 어음청취역치검사와 문장인지도검사, 어음인지도검사와 같은 3가지 세부 검사가 있다.[1]

이와 같이 어음청력검사는 3종류의 검사가 진행되는 과정이기 때문에 시간을 많이 소모한다. 특히 어음청취역치검사는 두 음절 단어 여러 개를 이용하여 50%를 맞출 때까지 어음강도를 조정하여 반복한다. 마찬가지로, 어음인지도검사를 하기 위해 쾌적역치를 탐색하는 과정도 여러 번의 조정을 반복적으로 거치게 된다.[2] 이러한 반복된 과정이 검사시간을 오래 걸리게 만들고, 하루 검사량을 제한한다. 또한, 잘 들리지 않는 소리를 듣기 위해 귀를 기울이는 행동은 환자들을 지치게 만들고 불성실한 응답을 야기하여 검사의 신뢰도를 떨어뜨린다.[1]

어음청력은 주파수 별 역치를 측정하는 순음청력검사와 상관성이 크다.[4] 따라서, 본 연구에서는 복잡하고 시간이 많이 걸리는 어음청력검사의 기존 과정을 현저히 단축할 수 있는 대안으로, 순음청력검사의 결과를 기반으로 환자의 어음청취역치와 쾌적역치를 예측하는 머신러닝 기술의 적용 기법을 개발하였다. 본 연구의 목적은 머신러닝 기술을 적용하여 청력검사의 과정을 개선하는 방법을 찾는 것으로써, 최적의 모델을 찾지 않고 간단한 선형회귀 모델을 적용하였다. 그 결과 평균절대오차(MAE; mean absolute error)값을 기준으로 어음청취역치 탐색은 25~44%, 쾌적역치 탐색은 28~50%를 줄이는 효과를 얻었다. 이는 단순히 수치의 차이를 의미하는 것보다는 어음강도의 조정횟수 관점에서 현격하게 탐색 시간을 줄일 수 있다.

II. 연구배경 및 목표

2-1 배경 지식

1) 순음청력검사

순음청력검사(PTA; pure-tone audiometry)는 sine 파

형태의 순음을 이용하여, 주파수 별로 환자의 청취역치를 찾는 것을 목표로 하며 이때의 역치를 순음청취역치라 한다. 순음청력검사는 공기를 통해 소리를 전달하는 기도전도(AC; air conduction)와 두개골의 진동을 통해 소리를 전달하는 골도전도(BC; bone conduction)를 측정한다.

기도전도는 헤드폰 또는 스피커를 통해, 골도전도는 압전소자를 이용한 진동장치를 귀 뒤쪽에 있는 유양돌기에 착용하는 것으로 순음청취역치를 측정한다. 기도전도는 250 Hz, 500 Hz, 1 KHz, 2 KHz, 4 KHz, 8 KHz에서 순음청취역치를 탐색하고, 골도전도는 고주파의 반응성이 떨어지므로 250 Hz, 500 Hz, 1 KHz, 2 KHz, 4 KHz에서 청취역치를 탐색한다.[2] 탐색과정으로는, 검사장비를 통해 순음이 재생되고 환자는 버튼 등을 이용하여 순음이 들렸을 때 검사자에게 피드백을 준다. 검사자는 환자의 피드백에 따라 순음 강도를 높이거나 낮추면서 환자가 청취 가능한 최저의 소리 강도를 주파수별로 탐색하며, 골도전도에도 동일한 방식으로 탐색한다. 또, 이를 좌이(左耳, 왼쪽 귀)와 우이(右耳, 오른쪽 귀)에서 각각 시행하며, 순음청력검사를 포함한 모든 검사는 좌이와 우이에 대해서 독립적으로 시행한다.[5] 이러한 검사 결과는 검사지에 기록되며, 그림 1은 기도전도의 검사 결과를 보여주는 하나의 예시이다.

순음청력검사의 결과를 이용하여 평균역치를 계산하는데, 4분법(W3FA; weighted 3 frequency average) 및 6분법(W4FA; weighted 4 frequency average) 등이 쓰인다. 4분법과 6분법의 수식은 식 (1) 및 식 (2)와 같다.[6]

$$4\text{분법}(W3FA) = \frac{(a + 2b + c)}{4} \tag{1}$$

$$6\text{분법}(W4FA) = \frac{(a + 2b + 2c + d)}{6} \tag{2}$$

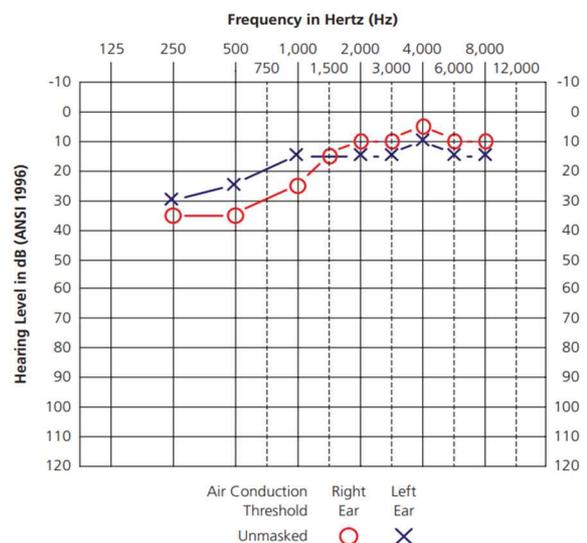


그림 1. 순음청력검사의 기도전도 결과 예시
Fig. 1. Example of PTA for Air Conduction

여기서 a 는 500 Hz의 기도순음역치, b 는 1 KHz의 기도순음역치, c 는 2 KHz의 기도순음역치, d 는 4 KHz의 기도순음역치를 의미한다. 평균역치는 다음 단계에 시행하는 어음청취역치검사에서 이용된다.

2) 어음청취역치검사

어음청취역치(SRT; speech reception threshold)검사는 어음을 이용하여 청취역치를 탐색하는 검사이며, 검사 방법은 먼저 다수의 이음절(2글자) 어음의 단어들로 구성된 여러 세트 중 하나의 세트를 임의로 선정한다. 검사자는 선택된 어음 세트에서 단어를 하나씩 골라서 들려주고 환자는 들리는 대로 답변을 한다. 환자 답변의 정답률이 50%를 초과되면 들려주는 소리의 강도(데시벨)를 낮추고, 반대로 50%에 미치지 못하면 강도를 높인 후 다른 단어 세트로 변경하여 탐색을 반복한다. 이러한 반복 탐색을 거쳐 정답률이 정확하게 50%가 될 때의 소리의 강도를 어음청취역치라고 한다.[2]

이러한 탐색의 시작 시점에 적용하는 소리의 강도, 즉 시작어음강도(데시벨)는 최종 어음청취역치에 도달하기 위한 반복 탐색의 횟수에 막대한 영향을 끼치게 된다. 즉, 시작어음강도의 값에 따라 검사의 총 소요 시간이 결정되게 된다. 현재의 시작어음강도는 앞에서 설명한 4분법 또는 6분법의 값 중에서 선택을 하고 있으며, 이 값을 시작어음강도로 하고 이음절 어음의 단어 세트를 반복적으로 적용하여 어음청취역치를 탐색한다.[7]

3) 쾌적역치와 단어인지도검사

사람은 소리가 너무 크거나 작으면 불편하다고 느낀다. 쾌적역치(MCL; most comfortable level)는 사람이 일상적인 대화에 지장이 없이 편하다고 느끼는 수준의 어음강도를 의미하며, 보청기의 목표강도이기도 하다. 쾌적역치는 문장으로 이루어진 질문을 이용해 환자가 편하다고 느낄 때까지 어음강도를 조정하여 찾았으며, 일반적으로 어음청취역치에서 25~35 dB 정도 높은 강도를 갖는다.[2]

단어인지도(WRS; word recognition score) 검사는 보청기를 이용했을 때 난청 개선이 있는지 확인하기 위한 검사로, 쾌적역치에서 단음절(1글자) 50개를 이용하여 한 단어씩 제시한다. 환자는 들리는 대로 답변을 하고 각 단어 당 2점씩으로 평가를 하여 점수를 환산하는데, 이때의 얻은 점수를 단어인지도라고 한다.[2] 일반적으로 80점 이상인 경우 보청기를 통한 난청 개선이 있을 것으로 알려져 있다.[1]

4) 선형회귀분석

선형회귀(linear regression) 분석은 머신러닝 기법 중 가장 간단한 예측 모델이다. 다항 독립변수 X 에 대응하는 단일 종속변수 y 와 가장 비슷한 \hat{y} 를 출력하는 선형함수 $\hat{f}(X)$ 를 찾는 것으로 식(3)과 같이 표현되며, 최소제곱법(ordinary least square)으로 $\hat{f}(X)$ 를 찾을 수 있다.

$$\hat{y} = (w_0x_0) + \dots + (w_Nx_N) + (w_{N+1}1) = WX$$

$$(X = \begin{bmatrix} x_0^1 & \dots & x_N^1 & 1 \\ \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ x_0^M & \dots & x_N^M & 1 \end{bmatrix}^T, W = [w_0 \ w_1 \ \dots \ w_{N+1}]) \quad (3)$$

이때, N 은 x 의 차원(특징) 개수이고, M 은 독립샘플 개수에 해당한다. $w_0 \sim w_N$ 은 선형회귀모델의 가중치, w_{N+1} 은 편향(절편)에 해당한다. 이때, X 의 우측 역행렬인 X^- 는 다음 식 (4) ~ (7)로 계산할 수 있다.

$$XX^- = I \quad (4)$$

$$I = (X^T X)^{-1} (X^T X) \quad (5)$$

$$X^- = (X^T X)^{-1} (X^T X)^- \quad (6)$$

$$X^- = (X^T X)^{-1} (X^T) \quad (7)$$

따라서, $y = WX$ 에서 우측 역행렬 X^- 를 양변 우측에 곱하면 식 (8)과 같이 되고, 식 (4)와 식 (7)에 의해 최종적으로 찾고자 하는 가중치 W 는 식 (9)와 같다. 이때의 W 는 오차 $\|y - \hat{y}\|^2$ 를 최소로 만든다.[8]

$$yX^- = WXX^- \quad (8)$$

$$W = y(X^T X)^{-1} (X^T) \quad (9)$$

본 연구에서는 X 가 순음청력검사 결과에 해당하고, y 는 어음청취역치 또는 쾌적역치에 해당한다. 모델 정의에 관한 자세한 내용은 3-2절에서 상세히 설명한다.

예측 모델의 평가 방법으로 식 (10)과 같은 평균절대오차(MAE; mean absolute error)가 있다. MAE는 예측값 $Predict$ 와 실제값 $Target$ 사이의 오차에 절댓값을 취해 평균을 계산한 것으로 평균오차로 해석할 수 있다.

$$MAE = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M |Target^i - Predict^i| \quad (10)$$

이때, M 은 샘플의 수를 의미한다.

2-2 연구 목표

어음청취역치검사의 시작어음강도는 순음청취역치 결과의 평균법을 이용하고 있으며, 시작어음강도에서 출발하여 여러 번의 어음강도 조정 및 질문과 답변의 반복을 통하여 어음청취역치를 찾는다. 이때, 다양한 평균법이 제시되고 있으나, 성별 및 난청의 강도와 형태별로 상관성이 다르므로 평균법이 정확하게 어음청취역치를 예측하지 못하는 문제가 있다.[9] 쾌적역치 또한 반복을 통해 찾았진 어음청취역치에서 25~35

dB를 더한 강도에서 시작하여, 어음청취역치의 탐색과 마찬가지로 조정 및 반복을 통하여 탐색을 하게 된다. 따라서, 전체 청력검사의 과정은 많은 시간이 소요되게 되고, 이는 피검사자로 하여금 검사에 대한 피로도를 느끼게 함으로써 성실하게 검사에 응하지 않아, 결과적으로 검사 결과의 신뢰도가 낮아지는 원인이 될 수 있다.[1]

본 연구에서는 머신러닝 모델 중 가장 간단한 선형회귀분석을 이용하여 순음청취역치 11개의 값으로부터 어음청취역치와 쾌적역치를 직접 예측하는 모델을 만들고 평가하였다. 즉, 4분법이나 6분법과 같은 평균법 등의 기존 방법보다 예측 오차가 낮다면, 어음강도 조정횟수가 줄 것이고, 이는 청력검사 과정을 단축할 수 있음을 의미하는 것이다. 따라서, 본 연구는 머신러닝 기술을 적용하여 기존의 검사 방법의 과정을 획기적으로 단축하기 위한 가능성을 검증하는 것을 목표로 하였으며, 머신러닝에 의한 어음청취역치 및 쾌적역치의 예측값의 오차가 기존의 청력검사 방법보다 낮음을 보이고자 하였다. 그림 2는 기존의 청력검사 과정과 본 연구에서 제안한 방법을 보여주고 있으며, 머신러닝 모델은 간단한 모델로 알려진 선형회귀 분석을 적용하였다.

III. 데이터셋 및 모델 학습

3-1 데이터셋 설명

본 연구에서는 난청으로 병원에 방문한 2,709명의 좌이와 우이 각각으로부터 수집된 순음청력검사, 어음청취역치검사 및 단어인지도검사 데이터를 사용하였으며, 좌이 검사와 우이 검사는 독립적이라고 볼 수 있으므로 데이터 크기는 총 5,418개이다. 데이터가 포함하는 정보(특징)는 표 1에 나타난 바와 같이 좌우 구분(Position), 순음청력검사의 기도전도 측정값 6개(PTA AC), 골도전도 측정값 5개(PTA BC), 어음청취역치(SRT) 및 쾌적역치(MCL)을 포함하고 있다.

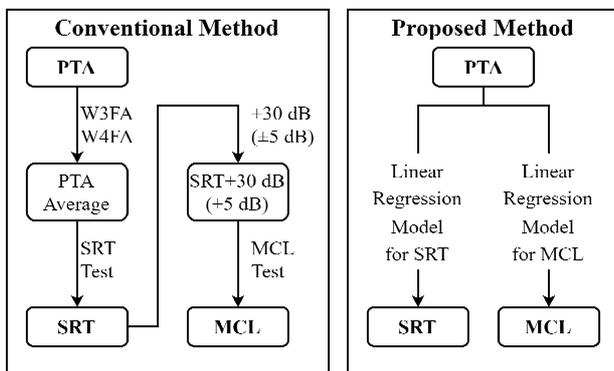


그림 2. 기존의 검사과정과 본 논문이 제안하는 검사과정 비교
Fig. 2. Comparison of Conventional Hearing Test Process and Proposed Method

표 1. 데이터셋의 특징 설명

Table 1. Description of Features in Dataset

Feature	Range	Unit
ID	1~8936	-
Position	'L', 'R'	-
Gender	'M', 'F'	-
PTA AC 250hz	0~100	dB
PTA AC 500hz	0~100	dB
PTA AC 1000hz	0~100	dB
PTA AC 2000hz	0~100	dB
PTA AC 4000hz	0~100	dB
PTA AC 8000hz	0~100	dB
PTA BC 250hz	0~100	dB
PTA BC 500hz	0~100	dB
PTA BC 1000hz	0~100	dB
PTA BC 2000hz	0~100	dB
PTA BC 4000hz	0~100	dB
SRT	0~100	dB
MCL	0~100	dB

3-2 SRT 예측모델 및 MCL 예측모델의 학습

학습은 python의 scikit-learn 패키지를 이용하였으며, 총 5,418개의 데이터로부터 75%에 해당하는 4,063개를 임의로 선별하여 선형회귀 모델의 학습에 활용하였고, 나머지 25%인 1,355개는 학습된 모델의 성능을 평가하는데 사용하였다. 즉, 순음청력검사(PTA) 측정값(특징값) 11개를 입력으로 사용하고, SRT 값을 출력 목표값으로 설정하여, 어음청취역치 선형회귀 예측모델을 학습시킨다. 또한, 동일한 PTA 11개 측정값을 입력으로 하고, MCL 값을 출력 목표값으로 설정하여, 쾌적역치 선형회귀 예측모델을 학습시킨다.

이렇게 학습된 각각의 두 예측모델이 기존 방법보다 낮은 오차값으로 각각 SRT 및 MCL을 예측할 수 있는가를 평가하였다. 이를 위하여, 학습에 사용되지 않은 25%의 데이터로 성능을 시험하였으며, 예측에 대한 성능 평가에 대해서는 다음 3-3절에서 상세히 설명한다.

3-3 평가 방법

학습데이터와 시험데이터는 어떠한 편향이 없도록 임의로 선별하였으나, 임의 선별 과정에서 발생 될 수 있는 편향 가능성도 제거하기 위하여 75%:25% 분할을 달리하여 학습 및 성능 평가를 10회 반복하였다. 성능 평가는 식 (10)으로 정의되는 평균절대오차(MAE)를 각 데이터 분할에 적용하여 10회 평균을 계산하였다.

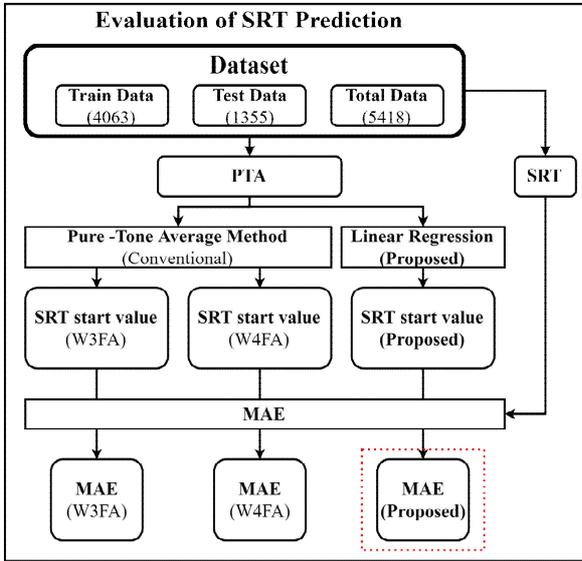


그림 3. SRT 예측모델 평가 과정
 Fig 3. Procedure of Evaluation for SRT Prediction Model

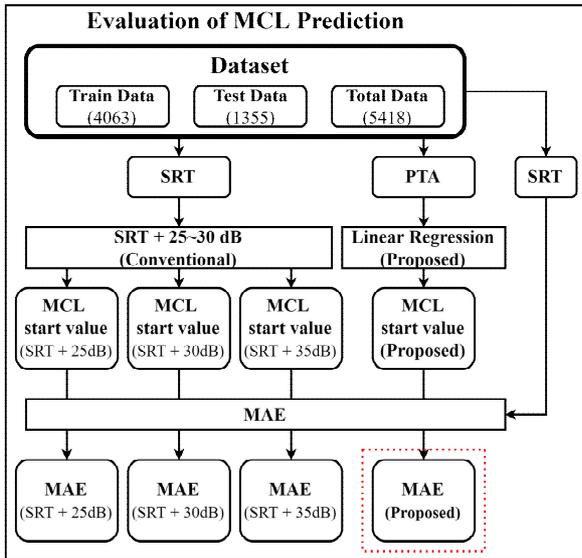


그림 4. MCL 예측모델 평가 과정
 Fig 4. Procedure of Evaluation for MCL Prediction Model

기존에 사용된 순음청취역치 평균법인 4분법과 6분법 또한 일종의 SRT 탐색의 시작어음강도를 예측하는 모델로 볼 수 있다. 따라서, 4분법과 6분법을 이용하여 계산된 시작어음강도와 표 1의 SRT와의 MAE를 계산하고, 본 연구에서 제시한 머신러닝 모델이 출력한 시작어음강도와 표 1의 SRT와의 MAE 값을 비교하였다. 평가 과정은 그림 3과 같다.

동일한 방법으로, 기존의 방법에서 쾌적역치(MCL) 탐색의 시작어음강도는 어음청취역치(SRT)에 25~35 dB로 설정되므로, SRT+ 25 dB 와 SRT+ 30 dB, SRT+ 35 dB를 예측모델로 간주하여 MAE를 계산하여 본 논문에서 제안한 모델의 예측 결과 MAE와 비교하여 평가를 하였다. 평가 과정은 그림 4와 같다.

표 2. SRT 및 MCL 선형회귀 예측모델의 학습(Train) 및 시험(Test) 결과

Table 2. Result of Training Proposed Prediction Model

Dataset (Count)	Mean Absolute Error	
	SRT Prediction Model	MCL Prediction Model
Train (4,063)	2.81	3.96
Test (1,355)	2.86	3.94
Total (5,418)	2.82	3.96

표 3. 최적의 SRT와 MCL 예측 모델의 가중치

Table 3. Weights of Best SRT and MCL Prediction Model

Frequency	SRT	MCL
AC 250	0.03	0.15
AC 500	0.23	0.09
AC 1K	0.34	0.23
AC 2K	0.33	0.02
AC 4K	0.05	0.18
AC 8K	0.01	0.02
BC 250	0.03	-0.11
BC 500	-0.07	0.06
BC 1K	0.07	-0.04
BC 2K	-0.09	0.24
BC 4K	0.04	-0.18
Intercept	4.12	44.76

IV. 결과 및 분석

4-1 학습 결과

표 2는 SRT 예측을 위한 선형회귀 모델과 MCL 예측을 위한 선형회귀 모델을 10번의 각각 다른 학습 및 시험데이터로 얻어진 평균절대오차(MAE)의 평균값을 보여주고 있다. 두 모델의 결과에서 학습데이터와 시험데이터의 MAE 차이가 0.05 이내로 큰 차이를 보이지 않으므로, 과적합이 이루어지지 않음을 알 수 있다.

표 3은 10번의 시행 중 가장 낮은 MAE를 보인 SRT 예측 모델의 가중치와 MCL 예측 모델의 가중치 값이다. 선형회귀 모델의 가중치는 식 (3)에 나타나 있으며, 표 3의 intercept 는 식 (3)의 W_{N+1} 에 해당된다.

4-2 SRT 예측 모델 분석

표 2에 나타난 SRT 예측모델의 학습결과 2.81 dB로,

이는 전체 학습데이터에 대한 평균절대오차 MAE가 2.81 dB 임을 의미하며, 학습된 모델이 시험데이터에 대해서는 2.86 dB의 MAE를 보였다.

표 4는 어음청취역치검사의 시작어음강도를 계산하는 기존의 4분법(W3FA) 및 6분법(W4FA)과 본 연구에서 적용한 선형회귀 예측 모델을 비교한 결과를 보여주고 있다. 기존 평균법 중 6분법이 3.75 dB의 MAE를 보여 5.01 dB의 MAE를 보인 4분법보다 우수하였다. 그에 반해, 본 연구에서 적용한 간단한 선형회귀 머신러닝 모델은 2.82 dB의 MAE를 보여 기존의 4분법보다 1.33배 월등함을 보였다.

4-3 MCL 예측모델 분석

표 2에서, MCL 예측의 MAE가 3.96 dB로 SRT 예측 MAE인 2.82 dB보다 높게 나타난다. 그 이유로는 MCL의 탐색은 SRT 결과에서 시작하기 때문에 SRT 값의 탐색에서 발생하는 오차를 포함할 수밖에 없기 때문으로 해석할 수 있다.

기존의 MCL 탐색 방법에서는 앞 단계에서 얻어진 어음청취역치(SRT)에 25 dB, 30 dB, 또는 35 dB를 더한 값을 MCL 탐색의 시작어음강도로 설정하고, 어음강도를 조정 및 반복하여 최종적인 MCL을 찾게 된다. 표 5는 기존의 방법과 본 연구에서 적용한 선형회귀 모델의 결과 비교를 보여주고 있다. 이 과정에서 사용된 SRT 값은 선형회귀 모델의 예측값이 아니고 최초 데이터에 기록되어 있는 기존의 검사 결과값이다.

기존의 방법으로는 SRT 탐색 결과에 30 dB를 더한 값을 MCL 탐색의 시작강도로 설정한 경우가 평균절대오차(MAE) 5.52 dB로 가장 낮은 오차를 보였다. 하지만, 본 연구에서 제안한 머신러닝을 이용한 예측 방법에 적용된 선형회귀 모델의 MAE는 3.96 dB로 기존의 방법보다 1.39배 낮음을 볼 수 있었다.

표 4. PTA 평균법과 선형회귀 모델의 SRT 예측 성능 비교

Table 4. Comparison of SRT Prediction Performance between Pure-Tone Average Methods and Linear Regression Model

Mean Absolute Error		
W3FA	W4FA	Linear Regression
5.01	3.75	2.82

표 5. SRT를 이용한 기존 방법과 선형회귀 모델의 MCL 예측 성능 비교

Table 5. Comparison of MCL Prediction Performance between Conventional Methods using SRT and Linear Regression Model

Mean Absolute Error			
SRT + 25 dB	SRT + 30 dB	SRT + 35 dB	Linear Regression
7.03	5.52	7.94	3.96

V. 결론

본 연구는 기존의 검사 방법의 과정을 단축하기 위한 가능성을 검증하는 것을 목표로, 순음청력검사로부터 머신러닝에 의한 어음청취역치 및 쾌적역치의 예측값의 오차가 기존의 청력검사 방법보다 낮음을 보이고자 하였다. 난청 데이터 5418개로부터 75%는 학습용으로, 25%는 시험용으로 구분하였고 순음청력검사 결과를 입력값으로, 어음청취역치와 쾌적역치를 각각 출력값으로 갖는 모델을 학습 및 평가하였다. 어음청취역치를 예측하는 모델은 시험데이터에 대해 평균오차가 2.86으로 6분법에 비해 1.33배 낮았으며, 쾌적역치를 예측하는 모델은 시험데이터에 대해 평균오차가 3.96으로, 어음청취역치에 30 dB의 어음강도를 더하는 기존의 방법보다 1.39배 낮았다. 따라서, 선형회귀와 같은 머신러닝을 이용하면, 청력검사의 시작어음강도를 최종값에 가깝게 예측함으로써 어음강도 조정횟수를 줄여 청각검사 과정을 단축할 수 있다.

감사의 글

본 연구는 보건복지부 재원으로 한국보건산업진흥원의 한국보건기술 R&D 프로젝트 지원에 의하여 이루어진 것임 (과제번호 : HR20C0021)

참고문헌

[1] S. A. Hong, Test-retest reliability of Speech Discrimination Test using the monosyllabic word lists, Master's dissertation, Hallym University, Chuncheon, Korea, 2002.

[2] E. K. Goh, "Diagnosis of Hearing Loss", J. Clin Otolaryngol Head Neck Surg, Vol. 14, No. 2, pp. 161-167, 2003. <https://doi.org/10.35420/jcohns.2003.14.2.161>

[3] Asan Medical Center. Hearing Loss [Internet]. Available: <https://www.amc.seoul.kr/asan/healthinfo/disease/diseaseDetail.do?contentId=32171>

[4] L. Ristovska, Z. Jachova, J. Kovacevic, V. Radovanovic, H. Hasanbegovic, "Correlation between pure tone thresholds and speech thresholds", Journal Human Research in Rehabilitation, Vol. 11, No. 2, pp. 120-125, Sep 2021. <http://dx.doi.org/10.21554/hrr.092108>

[5] G. S. Kim, "Pure Tone Analysis", Korean Association of Occupational Health Nurses, Vol. 13, No. 3, pp. 16-23, Sep 2006.

[6] J. M. Kim, M. S. Na, K. H. Jung, S. H. Lee, J. S. Han, O. H. Lee, S. Y. Park, "The Best-Matched Pure Tone Average and Speech Recognition Threshold for Different Audiometric Configurations", Korean Journal of

Otorhinolaryngology-Head and Neck Surgery, Vol. 59, No. 10, pp. 725-729, Oct 2016.

<https://doi.org/10.3342/kjorl-hns.2016.59.10.725>

[7] N. J. Kim, "The Characteristics of Tinnitus and Hearing Threshold - In Workers with Noise Induced Hearing Loss from a Hospital Setting", *Annals of Occupational and Environmental Medicine*, Vol. 24, No. 4, pp. 431-440, Dec 2012. <https://doi.org/10.0000/kjoem.2012.24.4.431>

[8] M. C. Bishop, *Pattern Recognition and Machine Learning*, Springer, ch. 3, pp. 137-177, 2006.

[9] Y. Maeda, S. Takao, A. Sugaya, Y. Kataoka, S. Kariya, S. Tanaka, R. Nagayasu, A. Nakagawa, K. Nishizaki, "Relationship between pure-tone audiogram findings and speech perception among older Japanese persons", *Acta Otolaryngol*, Vol. 138, No. 2, pp. 140-144, Feb 2018, <https://doi.org/10.1080/00016489.2017.1378435>



이현주(Heonzoo Lee)

2018년 : 전남대학교 (공학사)

2018년~현 재: 전남대학교 대학원 (ICT융합시스템공학과 석·박사통합과정)

※ 관심분야 : 기계학습(Machine Learning), 신호처리(Signal Processing), 의료IoT시스템(Medical IoT System)



김세진(Sejin Kim)

2018년~현 재 : 전남대학교 (컴퓨터 정보통신공학과 학사과정)

※ 관심분야 : 기계학습(Machine Learning), 인공지능(Artificial Intelligence), 의료IoT시스템(Medical IoT System)



박라영(Rayoung Park)

2001년 : 조선대학교 유전공학과 졸업

2003년 : 조선대학교 대학원 (이학석사-유전자과학과)

2014년 : 조선대학교 대학원 (이학박사-생물신소재학과, 분자생물학)

2002년~2003년: 전남대학교병원

2003년~2006년: 조선대학교

2006년~2007년: 화순전남대학교병원

2007년~2011년: 전남대학교

2014년~2021년: 화순전남대학교병원

2021년~현 재: 전남대학교 BIT융합기술사업단 학술연구교수

※ 관심분야 : 분자세포생물학(Molecular Cell Biology), 바이오의료데이터분석(Biomedical Data Analysis)



조형호(Hyong-Ho Cho)

1997년 : 전남대학교 의과대학 졸업
2007년 : 전남대학교 의과대학원(의학박사)
이비인후과 전문의

2006년~현 재: 전남대학교병원 이비인후과 교수
2007년~현 재: 전남대학교 의과대학 교수
※관심분야 : Otology, neurotology, medical devices.



이성수(Sungsu Lee)

2004년 : 전남대학교 의과대학 졸업
2009년 : 이비인후과 전문의
2013년 : 카이스트 의과학대학원(이학박사)

2013년~현 재: 전남대학교병원 이비인후과 교수
2021년~현 재: 전남대학교 의과대학 교수
※관심분야 : Regeneration in neuro-otology, Drug delivery to the vestibulocochlear organ.



원용관(Yonggwan Won)

1987년 : 한양대학교 (공학사)
1991년 : University of Missouri 대학원 (공학석사-신경회로망, 신호처리)
1995년 : University of Missouri 대학원 (공학박사-신경회로망, 신호처리, 영상처리, 영상 인식)

1986년~1988년: 금성통신 교환기 사업부
1991년~1995년: University of Missouri, Research & Teaching Assistant
1995년~1995년: University of Missouri, Research Associate
1996년~1996년: 한국전자통신연구원(선임연구원)
1996년~1999년: KT(선임연구원)
1999년~현 재: 전남대학교 컴퓨터공학과 교수
※관심분야 : 기계학습(Machine Learning), 인공지능(Artificial Intelligence), 데이터분석(Data Analysis), 의료IoT시스템(Medical IoT System)