

# 상대적 진단에 기반한 손목 터널 증후군 예측 모델 연구

김승현<sup>1</sup>, 심정섭<sup>1</sup>, 이성재<sup>2</sup>, 정성호<sup>2</sup>, 윤준식<sup>2\*</sup>, 백승준<sup>1\*</sup>  
<sup>1</sup> 고려대학교 컴퓨터학과, <sup>2</sup> 고려대학교 재활의학교실

shkim9533@korea.ac.kr, wishmaster@korea.ac.kr, tjdwp4907@gmail.com,  
surgilearn@korea.ac.kr, \*rehab46@korea.ac.kr, \*sjbaek@korea.ac.kr

## Development of Carpal Tunnel Syndrome Prediction Models Based on Comparative Diagnosis

Seung Hyun Kim<sup>1</sup>, Jung Sub Sim<sup>1</sup>, Sung Che Lee<sup>2</sup>,  
Sung Ho Chung<sup>2</sup>, Joon Shik Yoon<sup>2\*</sup>, Seung Jun Baek<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup> Department of Computer Science and Engineering, Korea Univ.,  
<sup>2</sup> Department of Physical Medicine and Rehabilitation, Korea Univ.

### 요 약

손목 터널 증후군(Carpal Tunnel Syndrome : CTS)은 신경 압박으로 인해 손목 부위에 고통이 유발되는 질환으로, 일반적으로 신경 전도 검사와 근전도 검사로 진단된다. 이러한 검사 방식은 진단 과정에서 바늘 삽입과 같은 침습성이 있다는 문제가 존재한다. 대체가 가능한 초음파 검사는 인체에 무해하고 간편하다는 장점이 있으나 실생활에 도입하기에는 부정확하다. 본 논문에서는 초음파 기반 손목 터널 증후군 진단 성능을 개선하고자 초음파 영상의 특징을 추출하여 다입력 딥러닝 모델을 고안하고 검증한다. 제안된 딥러닝 모델을 활용하여 병리적 특성과 비병리적 특성을 혼합하여 고려하여 진단하는 방법이 높은 효용성을 가지는 것을 확인할 수 있다.

### I. 서 론

손목 터널 증후군 (Carpal Tunnel Syndrome : CTS)은 손목과 팔뚝 사이에 위치한 정중 신경이 압박을 받아 고통과 불편함을 초래하는 질환이다. 이 질환은 발병률이 최대 5%에 달하는 압박 신경 병증 (Nerve Entrapment Neuropathy)으로, 현대 사회의 직장인들이 빈번하게 겪고 있다 [1][2]. 현재 손목 터널 증후군의 표준 진단법은 신경 전도 검사 (Nerve Conduction Study)와 근전도 검사 (Electromyography)이다. 그러나 이 검사 방식은 바늘 삽입, 조직 추출과 같은 침습적 과정을 수반하기 때문에 환자의 육체적 부담이 덜한 초음파 검사가 대체제로써 부상하고 있다. 초음파 검사는 신속하고 간편하지만, 기존 방식만큼 정확하게 진단하는데 어려움이 있다. 따라서 본 논문에서는 초음파 기반 진단 방식의 정확도를 개선하기 위하여 딥러닝 기반 다입력 진단 기법을 제안하여 모델을 구현하고 검증한다.

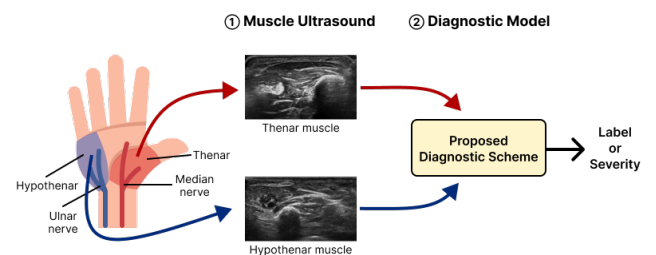
### II. 초음파 검사

초음파 검사는 음파와 반사파를 활용하여 인체 내부 정보를 원격으로 수집할 수 있다. 상대적으로 신속하고 무해하며 간편하기 때문에 초음파 검사를 통해 손목 터널 증후군을 진단하려는 연구가 진행되어 왔다. 일반적으로 초음파 영상에서 정중 신경 영역을 탐지한 후 신경 지름의 길이로 손목 터널 증후군을 예측한다 [3][4][5].

손목 터널 증후군이 심화되면 손가락 주변에 위치한 엄지두덩근 (Thenar Muscle)에서 섬유화가 진행되면서 초음파 영상에서의 음영이 밝아진다. 반면에 새끼 손가락

주변의 새끼두덩근 (Hypothenar Muscle) 음영은 크게 변하지 않는다 [3][4]. 이는 초음파 영상에서 엄지두덩근은 질병 유무와 직결되고 (병리적 특성) 새끼두덩근은 질병보다는 환자 개인의 특징과 관련이 있음을 의미한다 (비병리적 특성).

따라서 본 연구에서는 엄지두덩근과 새끼두덩근의 초음파 영상으로부터 딥러닝 모델로 유용한 특성을 추출하여 질환 유무를 예측할 것을 제안한다. 먼저 [그림 1]에서 붉은 영역으로 표시된 엄지두덩근과 파란 영역으로 표시된 새끼두덩근에 대한 초음파 영상을 각각 촬영한다 ([그림 1]의 ① Muscle Ultrasound). 이후 두 개의 초음파 영상을 모두 입력 받아 손목 터널 증후군의 발생 여부를 예측한다 ([그림 1]의 ② Diagnostic Model).



[그림 1] 근육 초음파 영상을 활용한 손목 터널 증후군 예측 모델 개요

### III. 손목 터널 증후군 예측을 위한 딥러닝 모델

딥러닝 모델은 경사 하강 기법을 기반으로 유용한 특성을 자동으로 학습한다. 컴퓨터 비전, 자연어 처리, 오디오, 의료 진단 등 다양한 분야에서 주목할 만한

성능을 보이고 있다. 의료 진단 분야에서는 ResNet, MobileNet, Vision Transformer 와 같은 표준 컴퓨터 비전 모델을 주로 활용하는 추세이다.

질환이 심화할수록 섬유화로 인해 초음파 영상에서 엄지두덩근 영역이 밝아지는 현상은 손목 터널 증후군의 유무와 진행 정도를 나타내는 병리적 특성으로 볼 수 있다. 따라서 컴퓨터 비전 모델로 하여금 엄지두덩근 초음파 영상을 입력 받아 질환 유무를 예측하도록 훈련이 가능하다.

그러나 선천적인 요인으로 인해 근육 내 지방 비율이 높은 환자는 초음파 영상의 평균 밝기가 높을 수도 있다. 이러한 환자들은 엄지두덩근 영상만 사용하면 손목 터널 증후군이 아님에도 손목 터널 증후군으로 진단되기 쉽다. 이를 개선하기 위하여 새끼두덩근을 함께 활용함으로써 평균 밝기와 같은 환자 개인의 특성을 고려하여 상대적으로 진단할 수 있다.

#### IV. 실험 설계 및 결과

##### 1. 초음파 영상 데이터셋

본 연구의 데이터셋은 110 명의 손에서 얻은 623 쌍의 근육 초음파 영상으로 구성되어 있다. 모든 데이터 샘플은 미리 지정된 근육 위치에서 고정된 각도로 촬영되었다. 추가적으로 데이터 증강의 일환으로 일부 손에 대해 변형된 각도로 촬영한 초음파 영상을 수집하였다. 데이터 누수를 방지하기 위해 하나의 손에서 다른 각도로 촬영된 샘플들은 모두 훈련 세트에 포함하거나 모두 테스트 세트에 포함하였다.

##### 2. 상대적 진단에 기반한 손목 터널 증후군 예측

본 연구에서는 상대적 진단에 기반한 다입력 딥러닝 모델을 제안하였다. ConvNeXt, EfficientNet, MobileNet, ResNet, Swin Transformer (SwinT), Vision Transformer (ViT) 등 총 6 개의 컴퓨터 비전 모델로 [그림 1]의 진단 모델을 구현하고, 손목 터널 증후군의 발생 여부 (정상:0, 비정상:1) 를 예측하여 제안 방식을 검증한다. 모든 수치는 세 번의 반복 실험을 통해 계산하였다.

활용 특성	훈련 모델	정확도
병리학	ConvNeXt	0.6939 ± 0.0177
	EfficientNet	0.7347 ± 0.0270
	MobileNet	0.7449 ± 0.0445
	ResNet	0.7041 ± 0.0102
	SwinT	<u>0.7585 ± 0.0156</u>
	ViT	<u>0.7585 ± 0.0236</u>
병리학· 비병리학	ConvNeXt (Attn)	0.7007 ± 0.0156
	ConvNeXt (CC)	0.7449 ± 0.0102
	EfficientNet (Attn)	0.7449 ± 0.0445
	EfficientNet (CC)	<u>0.7551 ± 0.0368</u>
	MobileNet (Attn)	0.7381 ± 0.0212
	MobileNet (CC)	0.7415 ± 0.0328
	ResNet (Attn)	0.7109 ± 0.0312
	ResNet (CC)	0.6760 ± 0.0427
	SwinT (Attn)	0.7381 ± 0.0212
	SwinT (CC)	0.7483 ± 0.0156
	ViT (Attn)	0.7211 ± 0.0059
	ViT (CC)	<b>0.7755 ± 0.0270</b>

[표 1] 모델별 손목 터널 증후군 진단 정확도

[표 1]은 다입력 딥러닝 모델로 초음파 영상으로부터 손목 터널 증후군을 진단한 성능을 나타낸다. Attn 과 CC 는 서로 다른 피쳐 퓨전 (Feature Fusion) 기법으로 다입력 모델을 구현하였음을 나타낸다. 전자는 어텐션

메커니즘 (Attention Mechanism) 으로, CC 는 벡터 결합 (Vector Concatenation) 으로 구현한 것이다.

실험 결과 모든 모델이 임의 예측 (정확도 0.5) 보다 높은 성능을 보였다는 점에서 유의미한 특성을 학습했음을 알 수 있다. 병리적 특성과 비병리적 특성을 결합 (Concatenate, CC) 하는 방식으로 구현된 Vision Transformer 모델이 가장 높은 성능을 달성하였다. Vision Transformer 모델에서 병리적 특성만으로 진단할 때보다 병리적 특성과 비병리적 특성을 모두 고려할 때 정확도가 최대 17.0% 높다는 점에서, 두 가지 특성을 활용하는 것의 효용성을 확인할 수 있다.

#### V. 결론

본 연구에서는 손목 터널 증후군 진단 과정에서 침습성을 제거하고 초음파 영상 기반 진단 방식의 정확도를 개선하기 위해 다입력 딥러닝 모델을 제시하였다. 여러 컴퓨터 비전 모델로 제안하는 모델을 구현하여 손목 터널 증후군 진단 성능을 측정하였다. 병리적 특성과 비병리적 특성을 모두 고려하는 모델이 가장 높은 성능을 달성했다는 점에서 모델이 환자 간의 차이를 포착하는 것이 효용성이 있음을 보인다.

#### 참고 문헌

- [1] Isam Atroshi, Christina Gummesson, Ragnar Johnsson, Ewald Ornstein, Jonas Ranstam, and Ingmar Rosén. Prevalence of carpal tunnel syndrome in a general population. *Jama*, 282(2):153-158, 1999.
- [2] Justin Sevy; and Matthew Varacallo. Carpal tunnel syndrome. *StatPearls*, 2022.
- [3] AR Ashraf, R Jali, AR Moghtaderi, and AH Yazdani. The diagnostic value of ultrasonography in patients with electrophysiologically confirmed carpal tunnel syndrome. *Electromyography and clinical neurophysiology*, 49(1):3-8, 2009.
- [4] Leo H Visser, Martijn H Smidt, and Martin L Lee. High-resolution sonography versus emg in the diagnosis of carpal tunnel syndrome. *Journal of Neurology, Neurosurgery & Psychiatry*, 79(1):63-67, 2008.
- [5] A Yesildag, S Kutluhan, N Sengul, HR Koyuncuoglu, O Oyar, K Guler, and UK Gulsoy. The role of ultrasonographic measurements of the median nerve in the diagnosis of carpal tunnel syndrome. *Clinical radiology*, 59(10):910-915, 2004.