

## UWB 레이더를 사용한 수면무호흡환자에 대한 비접촉방식 수면효율 및 수면 단계 추정

### Noncontact Sleep Efficiency and Stage Estimation for Sleep Apnea Patients Using an Ultra-Wideband Radar

박상배<sup>1</sup>, 김정하<sup>2\*</sup>

Sang-Bae Park<sup>1</sup>, Jung-Ha Kim<sup>2\*</sup>

#### 〈Abstract〉

This study proposes a method to improve the sleep stage and efficiency estimation of sleep apnea patients using a UWB (Ultra-Wideband) radar. Motion and respiration extracted from the radar signal were used. Respiratory signal disturbances by motion artifacts and irregular respiration patterns of sleep apnea patients are compensated for in the preprocessing stage. Preprocessing calculates the standard deviation of the respiration signal for a shift window of 15 seconds to estimate thresholds for compensation and applies it to the breathing signal. The method for estimating the sleep stage is based on the difference in amplitude of two kinds of smoothed respirations signals. In smoothing, the window size is set to 10 seconds and 34 seconds, respectively. The estimated feature was processed by the k-nearest neighbor classifier and the feature filtering model to discriminate between the sleep periods of the rapid eye movement (REM) and non-rapid eye movement (NREM). The feature filtering model reflects the characteristics of the REM sleep that occur continuously and the characteristics that mainly occur in the latter part of this stage. The sleep efficiency is estimated by using the sleep onset time and motion events. Sleep onset time uses estimated features from the gradient changes of the breathing signal. A motion event was applied based on the estimated energy change in the UWB signal. Sleep efficiency and sleep stage accuracy were assessed with polysomnography. The

1 정회원, 국민대학교 자동차전문대학원  
E-mail: sangbae81@gmail.com

2\* 교신저자, 국민대학교 자동차IT융합학과, 교수  
E-mail: jhkim@kookmin.ac.kr

1 Department of Unmanned Vehicle Research Laboratory,  
Graduate School of Automotive Engineering, Kookmin University

2\* Department of Automobile and IT Convergence, Kookmin  
University

average sleep efficiency and sleep stage accuracy were estimated respectively to be about 96.3% and 88.8% in 18 sleep apnea subjects.

*Keywords : Machine Learning, Monitoring, Noncontact, Sleep Apnea, Sleep Efficiency, Sleep Stage*

## 1. 서론

수면은 삶에 있어 기억력을 강화시키고 깨어 있을 동안에 배웠던 기술과 지식을 연습한다 [1]. 또한, 잠을 충분히 자면 심혈관계에 가해지는 스트레스를 줄일 수 있다 [1]. 따라서 충분한 수면을 통해 혈압을 낮추고 조절할 수 있다. 또한 많은 연구자들은 수면이 콜레스테롤 수치와 심장병과도 관계가 있음을 연구하고 있다 [2]. 이 처럼 수면은 사람의 기억력 향상과 심혈관계 건강 개선에 많은 영향을 미치고 있다. 또한 치명적인 차 사고는 음주운전 보다 졸음운전으로 인해 더 많이 발생하는 것으로 나타났다 [3]. 수면 부족은 많은 사람들에게 과소 평가 받고 있지만 막대한 사회적 비용을 발생시키고 있다. 그리고 충분한 수면은 예민함을 예방할 수 있는 장점도 있다. 전문가들은 수면 부족이 우울증을 일으킬 수 있다고 경고하고 있다 [4]. 그러나 어떤 사람에게는 충분한 수면 시간을 보냈음에도 피로감이 풀리지 않는 경우가 있다. 또는 수면을 취하고 싶어도 수면을 취하기 어려운 사람들이 존재한다. 그래서 수면 환자들은 수면 다원검사를 통해 자신의 수면 질환을 찾고 치료를 받고 있다. 하지만 수면 다원검사의 비용과 병원에 가야하는 문제로 수면 환자들은 많은 불편함과 비용을 지불하고 있다. 그래서 최근에는 자동으로 수면단계와 수면효율을 측정할 수 있는 연구가 많이 이루어지고 있다. 최근 연구들을 살펴보면, 침대에 Polyvinylidene Fluoride (PVDF) 필름을 설

치하거나 Wearable Device를 이용하여 사용자의 수면 상태를 검출하는 연구가 진행되고 있다 [5]. 또한, Ultra-Wideband(UWB) 방식의 Noncontact Device를 이용하여 수면 상태를 검출하는 연구도 함께 이루어지고 있다 [6]. Ultra-Wideband (UWB) 무선기술은 무선 반송파(RF carrier)를 사용하지 않고 기저대역(baseband)에서 수 GHz이상의 매우 넓은 주파수 대역을 사용하여 통신이나 레이더 등에 응용되고 있는 새로운 무선 기술로서 기존의 무선 시스템의 잡음과 같은 매우 낮은 스펙트럼 전력 밀도를 사용함으로써 이동통신, 방송, 위성 등의 기존 통신 시스템과 상호 간섭 영향 없이 주파수를 공유하여 사용할 수 있어 새로운 차세대 무선 기술이다. 본 연구에서는 UWB Radar 기반으로 호흡과 모션을 검출한 후, 수면 단계와 효율을 추정하였다. UWB Radar를 사용한 이유는 수면 중 사용자가 Wearable Device 처럼 착용하거나 검출 Device를 침대에 설치할 필요가 없기 때문에 RF 기반의 센싱 디바이스를 사용하였다.

대부분의 연구들을 살펴보면, 건강한 사람을 대상으로 연구를 진행하거나 환자와 정상인을 혼합하여 결과를 산출하고 있다. 또한, 다른 수면 연구에서는 정상인과 환자를 분리하여 정확도를 판단했을 때 환자 군의 정확도가 많이 떨어지는 결과를 확인할 수가 있었다 [7]. 정확도가 떨어지는 이유는 수면 환자의 경우 정상인에 비해 수면시 발생하는 호흡수나 심박수들이 환자군에서는 잘 나타나지 않기 때문이다. 따라서 우리는 수면 무호흡 환자를 대상으로 연구를 진행하고 정확도를 산출하여 정상

인을 대상으로 한 연구들 보다 인식률을 개선할 수 있는 방법을 제안한다. 우리가 수면 무호흡 환자를 대상으로 연구를 진행한 이유는 수면 무호흡 환자들은 호흡이 다양하게 발생하기 때문에 수면 단계와 효율을 추정하기에 어려움이 있다. 또한 고령화가 진행될수록 수면 무호흡 환자가 증가하여 검사의 필요성이 증가하고 있어서 정확도가 높은 알고리즘의 연구가 필요하다. 수면 무호흡증 환자는 전 인구의 2~4% 정도이며 매우 흔한 질병이다 [8]. 나이가 증가하고 비만 수치가 높을수록 유병률이 높아진다 [9]. 사람의 수면은 기본적으로 비렘(non-rapid eye movement, NREM) 수면과 빠른 눈동자 움직임을 보이는 REM(rapid eye movement, REM) 수면의 두 가지로 구분할 수 있다 [10]. 비렘수면은 수면의 깊이에 따라 3가지의 수면단계 (N1수면, stage N1; N2수면, stage N2; N3수면, stage N3)로 나눌 수 있다. 우리는 nREM과 REM의 특성 차이를 이용하여 호흡에서 REM stage를 분류하고 UWB radar에서 검출된 Motion Values를 이용하여 awake stage를 판단하였다. 그리고 REM Stage와 Awake Stage 가 아닌 epoch을 nREM으로 분류 하였다. 그 결과를 살펴보면, 기존의 건강한 사람으로 분석한 연구 결과들 보다 정확도 및 Correlation 모두 높은 유의미한 결과를 보였다 [6]. 본 연구는 크게 2부분으로 구성되어 있다. UWB Radar의 신호에서 수면 중인 사람의 호흡과 모션을 추정하는 부분과 호흡과 모션에서 수면 효율과 수면 단계를 추정하는 부분으로 나눌 수 있다.

## 2. 제안 방법

### 2.1 실험 장치 설계와 데이터 수집 방법

본 연구에 사용된 데이터는 2종류로 구분된다.

첫번째 데이터는 추정된 결과와 비교할 Ground Truth(GT) 데이터이고 두번째 데이터는 수면 중 UWB Radar에서 측정된 Raw 데이터이다. Fig. 1 (b)에서 보는 것과 같이, GT 데이터는 서울대병원 수면센터(Seoul National University Hospital Center for sleep and Chrono biology/Sleep Clinic)에서 측정된 Polysomnography(PSG) 데이터이다. 우리는 PSG 데이터에서 수면 효율과 수면 단계의 정보를 사용하였다. PSG 데이터는 Sampling rate이 500Hz이다. 따라서 우리는 20Hz로 동작하는 UWB radar와 시간적 동기화를 진행한 후 결과를 비교하였다.

Fig. 1 (a)에서 보는 것과 같이, UWB radar는 Novelda사의 XeThru X4 모듈을 사용하였다. XeThru X4 모듈은 Sampling rate이 20Hz이다. 디바이스의 설치 위치는 수면을 취하는 침대의 옆상단에 설치하여 Raw를 수집하였다. 피험자는 총 18명이고 Recording time은 7~8 hours per person이다. 피험자들의 공통적인 특징은 수면무호흡 환자들이다. 수면무호흡환자를 대상으로 연구를 진행한 이유는 이들에게 수면효율과 수면 단계의 정보는 수면에 관한 질병을 판단하는데 필수적인 정보이기 때문이다. 따라서 이들의 정보를 이용

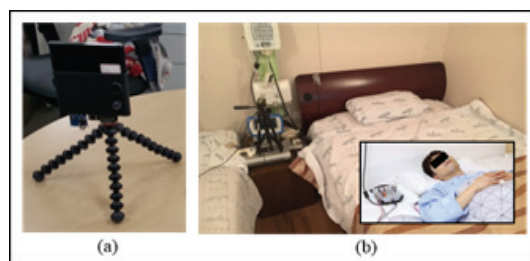


Fig. 1 Equipment setup: The subject lies on the bed with the UWB radar located on the left or right at a distance of 0.04m to 3.6m. Meanwhile, the PSG is attached to provide the GT signal (Fig.1 (b)); (a) We used the XeThru X4 module in a box for measurements

하여 기존의 연구보다 높은 정확도와 일치도를 도출하기 위해 노력하였다. Table 1에서 보는 것과 같이, 피험자들은 수면무호흡증 외에도 Snoring, Insomnia, Lethargy과 Periodic Limb Movement Disorder(PLMD)의 질병을 보유하고 있다. 각 질병의 판단은 PSG 결과에 의한 의료진이 진단을 내린 것이다. 피험자들의 나이는 25세부터 62세까지 다양하게 구성하였고 남성과 여성 모두 피험자에 속해있다. 그리고 몸무게는 비만 환자부터 정상인까지 다양하게 구성하였으며 Body Mass Index(BMI)는 22.7부터 38.6까지 구성하였다.

Table 1. Summary of the examines

Sub ject	Gender	Age (year)	Weight (kg)	Height (cm)	BMI (kg/m <sup>2</sup> )	OSA	ESS	PSQI	BDI	Sleep Comments
N1	Male	25	93	169.9	32.2	mild	0	5	2	Snoring
N2	Male	41	120	176.3	38.6	severe	14	5	7	Snoring
N3	Male	27	71	176	22.9	mild	5	6	2	Snoring
N4	Female	52	73	170	25.3	mild	12	9	14	Snoring, Insomnia
N5	Male	28	68	173	22.7	mild	17	10	20	snoring, PLMS
N6	Male	28	85	185	24.8	severe	6	4	2	Snoring
N7	Male	43	74	180	22.8	severe	17	9	10	Snoring, Lethargy
N8	Male	38	84	176	27.1	moderate	7	11	0	Snoring
N9	Male	34	71	171	24.3	moderate	3	9	4	Snoring
N10	Male	50	66	162	25.1	severe	5	8	16	Snoring
N11	Female	51	64	157	26	mild	15	12	6	Snoring, Insomnia
N12	Male	62	77.29	172.8	25.9	mild	9	2	7	Snoring
N13	Male	29	68	171.9	23	mild	15	9	10	Snoring
N14	Male	62	65	167	23.3	moderate	14	9	18	Snoring, PLMS
N15	Female	58	60	158	24	moderate	16	10	4	Snoring
N16	Male	35	93	162	35.4	moderate	7	7	3	Snoring
N17	Male	31	109	182	32.9	moderate	16	17	17	Snoring
N18	Male	41	119	176	38.4	very severe	9	4	11	Snoring

OSA: Obstructive Sleep Apnea, ESS: Epworth Sleepiness Scale, PSQI: Pittsburgh Sleep Quality Index, BDI: Beck Depression Inventory

## 2.2 호흡 및 모션 추정

Fig. 2 (a)에 보는 바와 같이, 첫 번째 단계는 UWB 레이더에 의해 수신된 Raw 신호를 Pulse-Signature Matching 알고리즘 [11]에 의해 전처리하여 노이즈를 감소시켰다. Pulse-Signature는 서로 다른 타겟에 대한 평균 타겟 신호의 Main

Lobes에 의해 정의되며, 매칭 방법은 대상 신호 시퀀스를 통해 슬라이딩하는 동일한 윈도우가 펄스 스펙트럼 시그니처와 일치하는지를 분석한다. 둘째로, 클러터는 Fig. 2 (b)에 보는 바와 같이, 전처리된 신호를 순차적으로 업데이트 하게 된다. 수식 (1)과 (2)는 노이즈를 감소시키고 클러터를 추정하여 제거하게 된다. 클러터란 특정 목표물이 아닌 다른 물체에 의해 되돌아오는 전자파의 값들을 의미한다 [12].

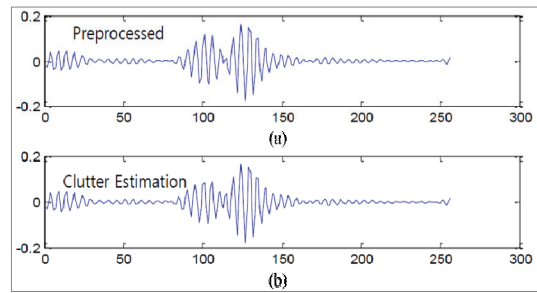


Fig. 2 The signals estimated from the raw signal: (a) Preprocessed signal; (b) Clutter signal

$$clutter = \alpha \times clutter + (1 - \alpha) \times preprocessed \quad (1)$$

$$Clutter_{removed} = preprocessed - clutter \quad (2)$$

그리고 6초 동안의 신호를 보관하기 위한 Collaboration Matrix M(120 x N)을 구성했다. 여기서, N은 각 프레임에서 다수의 샘플이며 120개의 행에 걸쳐 20개의 frame/s가 생성된다. 공간 에너지 프로파일은 수식 (3)부터 (5)에서와 같이, Collaboration Matrix(M)의 열을 평균함으로써 추정하게 된다. 단위 시간(sec)에 대한 운동량은 Awake Event를 추정하기 위한 parameter1에 대응하는 공간 에너지 프로파일(Spatial Energy Profile)의 평균값을 사용하여 측정된다. 공간 에너지 프로파일이란 입사 평면파를 제어하고 원하는 공간 위치에 초점을 맞추기 위해 제어 초점을

동적으로 제어하는 데 필요한 적절한 위상을 말한다. parameter1은 Awake Stage의 Motion Feature이며 UWB Radar 신호에서 추정된 Energy의 변화량을 의미한다. 또한, 시간적 에너지 프로파일은 Collaboration Matrix의 행을 평균화함으로써 분석된다. 시간적 에너지 프로파일을 확인함으로써, 움직임이 있는 상태 또는 고정되어 있는 상태로 분류된다. 모션이 발생하면 모션 플래그는 '2'가 되고, 모션이 없으면 '1'이 된다. 이 모션 플래그는 Fig. 5와 같이 Awake 이벤트를 추정하기 위한 parameter3에 해당된다. parameter3은 호흡 신호의 주파수들에서 추정된 Motion Feature이다 [13].

$$processing_{in} = preroessed - clutter_{dynamic} \quad (3)$$

$$\begin{aligned} M(1: End-1, j) &= M(2: End, j) \\ M(End, j) &= processing_{in}(j) \end{aligned} \quad j = 1, \dots, N \quad (4)$$

$$meanEnergy(j) = \frac{1}{120} \sum_{i=1}^{120} M(i, j) \quad (5)$$

호흡 신호의 추정은 Energy Profile Data를 이용해서 Spectrum Analysis을 통해 얻어진다 [14], [15]. 그리고 frequency Analysis을 통해 최종의 호흡수를 얻게 된다. 우리는 수면 중에 사용자의 움직임으로 인해 Detection의 위치가 변하여 호흡 신호의 정확도에 영향을 줄 수 있음을 확인하였다. Fig. 3 (a)에서 보는 것과 같이, 수면 중에 사용자의 움직임으로 Spatial Energy의 Peak의 위치가 변하여 호흡 신호의 Amplitude의 크기가 작아지거나 호흡 신호가 사라지는 결과를 확인할 수가 있다. 따라서, 우리는 가슴 부분의 위치를 Tracking 할 수 있는 알고리즘을 구현하였다. Position Tracking Algorithm은 현재 호흡 신호의 이전 15초 동안의 데이터를 이용하여 현재 호

흡 신호의 값을 보정하게 되어 있다. 그리고 15초 동안의 호흡 신호에 대한 평균과 표준 편차를 계산한다. 표준편차가 '10.0' 이상이면 15초 동안의 데이터 그룹 안에서의 최소값과 최대값을 구하게 된다. 최대값은 수식 (6)과 (7)를 이용하여 재정의한다. 우리는 최소값과 최대값을 이용하여 15초 동안의 데이터 중에서 최소값 보다 작고 최대값 보다 큰 값들에 대해서 평균을 구하여 평균 값을 현재 호흡의 값으로 업데이트 하였다. 업데이트된 결과가 Fig. 3 (b)에서 확인할 수 있다. Fig. 4의 (a)는, 수면 중 대상의 움직임으로 인해 호흡 신호가 불안정하여 호흡 신호 결과를 후처리 보정 하였다. 호흡 신호의 보정은 현재 호흡 신호의 이전 15 초의 데이터를 사용하여 현재 호흡 신호를 업데이트했습니다. 업데이트 프로세스는 15 초 동안 호흡 속도의 평균 (fMean) 및 표준 편차를 계산합니다. 표준 편차가 '10.0' 보다 크면 최소값과 최대 값 (maxValue)이 데이터 그룹에서 15 초 동안 계산되고 수식 (8)과 같이 업데이트된 최대 값 (maxValue)이 구해집니다. 그런 다음 최소값과 최대값 사이의 호흡 속도 평균을 마지막 업데이트 값으로 출력한다.(Fig. 4 (b))[16].

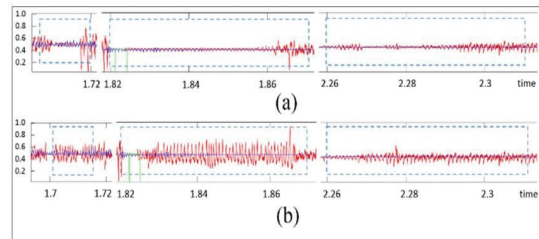


Fig. 3 Calibration of the breathing signal using an algorithm that tracks the position of the chest during sleep; (a) shows the result of not using the position tracking algorithm for the chest area; (b) shows the result using the position tracking algorithm for the chest area

$$\begin{aligned} \min Value & \\ = meanResult - (meanResult - \min Value) \times 0.5 \end{aligned} \quad (6)$$

$$\begin{aligned} \max Value & \\ = meanResult - (\max Value - meanResult) \times 0.5 \end{aligned} \quad (7)$$

$$\max Value = fMean + \frac{(\max Value - fMean)}{9} \quad (8)$$

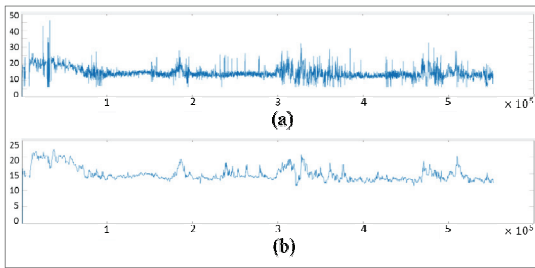


Fig. 4 The result of calibrating the breathing noise caused by the motion of the subject during sleep; (a) Breathing rate graph before correction; (b) Breathing rate graph after correction.

### 2.3 Awake Stage 분류

Fig. 5에서 보는 것과 같이, Sleep stage는 Awake, REM과 NREM으로 분류하였다. 사람의 수면은 기본적으로 비렘(non-rapid eye movement, NREM) 수면과 빠른 눈동자 움직임을 보이는 REM(rapid eye movement, REM) 수면의 두 가지로 구분할 수 있으며 Awake 단계는 REM 상태도 아니고 NREM 상태도 아닌 상태를 말한다. Fig. 5 (a)에서 보는 것과 같이, Awake stage는 3가지의 Motion Feature를 사용한다. 첫번째 Feature의 Parameter는 UWB radar 신호에서 추정된 Energy의 변화량이고 두번째 Parameter는 움직임이 있을 때 발생하는 Flag 정보이다. 그리고 세번째 Parameter는 호흡 신호의 주파수들에서 추정된 Motion Feature( $mov_{param}$ )이다. Fig. 5

(b)에서 보는 것과 같이, 우리는 호흡 신호에서 Power Spectral Density (PSD) 방법을 사용하여 수면 시작 시간(Sleep Onset)을 추정하고, Fig. (5)와 수식 (9)의 “1”은 30epoch의 평균 호흡 신호에서 Median Filter를 적용한 30epoch의 신호 ( $br_{30epoch}$ )의 차를 이용하여 모션의 특징을 추정하였다. 따라서 수면 시작 시간을 찾고 Sleep Onset 이전을 모두 Awake로 분류하였다. 여기서 epoch이란 30초에 1번 발생하는 데이터의 단위를 말한다.

$$mov_{param}(k) = \frac{\sum_{n=1+k}^{30+k} br_{30epoch}}{30} - median(br_{30epoch}) \quad (9)$$

Sleep Onset Time은 수면 시작 부분에서 호흡이 떨어지는 경향을 분석하여 추정하였다. 분석 방법으로 우리는 0.15Hz에서 0.5Hz의 호흡신호에서 15분의 윈도우를 shift 하며 신호의 최대 Amplitude를 찾았다. 그리고 우리는 최대 Amplitude의 Index 부터 전체 호흡 신호의 평균보다 낮은 부분의 Epoch을 Sleep Onset으로 추정하였다. 3가지의 Motion Parameter Feature는 모두 Amplitude가 다르다. 따라서 3가지의 Parameter Value를 0~1 사이로 Normalize 해주었다. 우리는 Parameter2와 Parameter3을 조건 변수로 사용하였다. Parameter2와 parameter3의 Epoch Value가 ‘0’이 아닐 때, 정규화된 Parameter1과 Parameter3을 더해서 최종 Motion Feature를 만들었다. 그리고 Motion Feature의 움직임에 대한 기준 값을 선정하여 기준 값 이상이면 Awake State이고 이하이면 Sleep State으로 추정하였다. 기준 값 선정은 8 Epoch씩 Shift를 진행하고 8epoch 안에서 평균을 구하였다. 그리고 우리는 평균들을 Sorting 한 후, 그 결과의 중간값을 기준 값으로 선정하였다. 우리는 이 기준

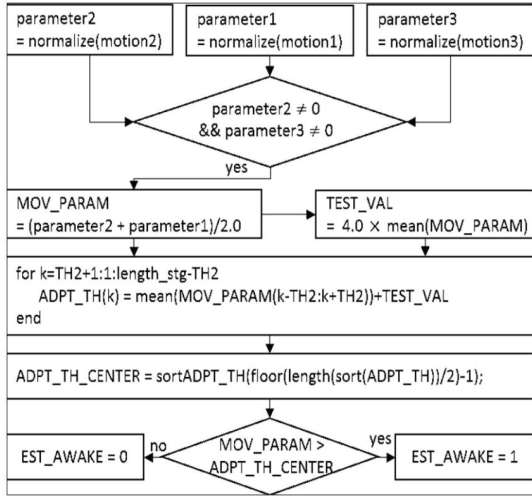


Fig. 5 Conditional operation for awake stage estimation

값으로 Awake 판단 결과와 Sleep Onset의 결과를 Merge하여 Awake Stage를 추정하였다.

### 2.4 REM Stage 분류

Fig. 6에서 보는 것과 같이, REM stage의 추정은 크게 3단계로 구분된다. 그리고 1단계와 2단계의 결과를 합친 후, 합친 결과를 이용하여 3단계 과정을 수행하였다. Fig. 6에서 보는 것과 같이, REM Sleep에 들어가면 호흡의 변화량이 크게 발생한다. 그래서 우리는 30epoch 기준의 호흡 신호 ( $meanBR_{30sec}$ )를 '20'과 '68'의 window로 각각을 Smoothing 한 후, 그 차이( $diff\_s\_MeanBR$ )를 비교하였다. '20'과 '68'의 window 값은 실험에 의해 얻어진 휴리스틱 값이다. REM Sleep은 수면의 후반부에서 많이 관찰되기 때문에 우리는 Sleep Onset 부터 1시간 동안은 REM Stage가 검출되는 않는다고 가정하였다 [1]. 그리고  $diff\_s\_MeanBR$  signal의 표준 편차를 구하고 표준 편차의 절반에 해당하는 Amplitude를 갖는

$diff\_s\_MeanBR$  Signal의 epoch은 '0'으로 처리하였다. 또한,  $s\_MeanBR$  Signal의 전체 평균 보다 낮은  $s\_MeanBR$  signal의 epoch은 '0'으로 처리하였다. 위 두가지 경우를 제외한 epoch은 1단계 REM stage로 추정하였다. 2번째 단계는 K-Nearest Neighbor (KNN) 분류기 사용하여 REM stage를 검출하였다. EST\_REM('0')은 REM stage를 의미하며 '1'은 NREM 또는 Awake Stage에 해당하다.

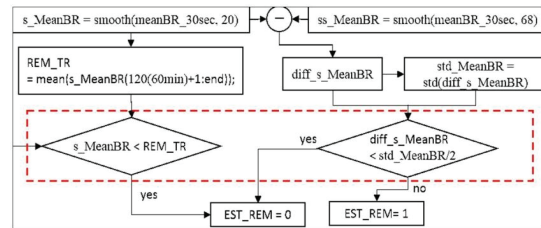


Fig. 6 First step process for REM stage estimation

본 연구에서 사용한 KNN 분류기의 kernel 정보들은 다음과 같다.

- 1) Number of nearest neighbors to find : 3
- 2) Distance : Euclidean
- 3) Distance weighting function : Weight is  $1/distance^2$

KNN 분류의 학습 및 입력 데이터는 'diff\_s\_MeanBR'과 GT 정보이다. 본 연구에서는 Step1과 2의 과정에서 추정된 REM stage를 Merge하여 결과를 추정하였다. Fig. 7에서 보는 것과 같이, REM stage는 다른 stage와 다르게 연속적으로 발생하며 지속 시간이 길다 [1]. 따라서, Fig. 6에서 보는 것과 같이, 우리는 Step1과 2의 과정에서 추정된 REM Event Group의 발생 시작과 끝 시간이 8분 이하로 검출된 Group은 REM Stage의 Memory에서 삭제하였다. 또한, REM Event Group의 발생 시작과 끝 시간이 8분 이상인 Group은 좌/우로 1epoch씩 확장하였다.

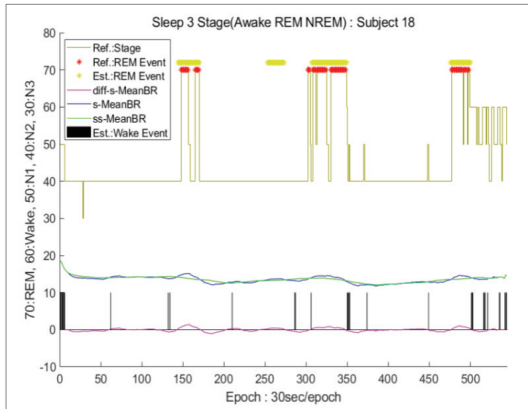


Fig. 7 The hypnogram for sleep stage of GT vs. estimated sleep stage for a patient with very severe sleep apnea

### 2.5 NREM Stage 분류

비렘(NREM) 수면은 REM 수면 단계가 아닌 epoch들에서 찾게 된다. 즉, NREM 단계는 Awake 단계와 REM 단계 모두에 포함되지 않은 epoch를 NREM 이벤트로 추정한다. 동일한 이벤트에서 Awake 이벤트와 REM 이벤트가 동시에 발생하면 REM 이벤트에 우선 순위가 부여되고 Awakw 이벤트가 제거된다.

### 2.6 Sleep Onset 추정

Sleep Onset을 추정하는 이유는 환자들 모두 잠에 드는 시간이 다르기 때문에 Onset 까지의 Awake Event를 정확히 추정하기 위해서이다. 수면 중에 Awake Event의 횟수는 적기 때문에 Onset 까지의 Awake Event의 횟수는 매우 중요하며 정확도에 많은 영향을 미친다. 그래서 우리는 수면을 하게 되면 호흡 신호가 떨어지는 특성을 이용하여 Onset을 추정하였다. Onset을 구하기 위해서 호흡 신호에서 Power Spectral Density

(PSD)를 이용하여 주파수 성분을 구하고 0.15에서 0.5Hz 사이의 주파수 성분의 신호를 검출하여 Onset을 구하는 알고리즘의 입력 데이터로 사용한다. Fig. 8에서 보는 것과 같이, 15분 동안에 RESP\_FREQ 신호의 최고점을 찾고 최고 지점의 epoch 부터 Sleep Onset Time을 찾게 된다. 그리고 1epoch 씩 이동하면서 현재 Epoch의 Value와 다음 Epoch의 Value의 차를 구하게 된다. 여기서 구해진 값은 3가지의 조건식과 비교하며 Sleep Onset 지점을 판단하게 된다.

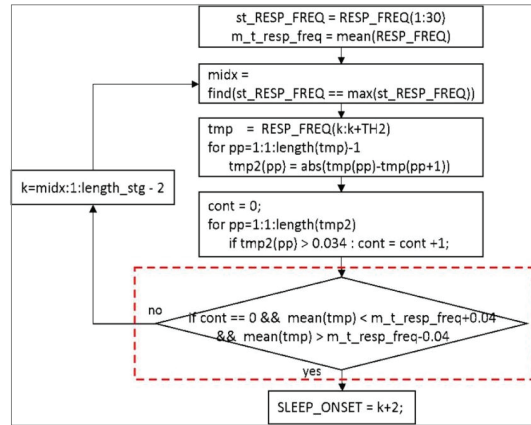


Fig. 8 Algorithm flow for obtaining the sleep onset time

Fig. 8에서 보는 것과 같이, 3가지의 조건식 중 2가지 조건은 RESP\_FREQ 신호의 전체 평균값을 기반으로 하고 있으며 '0.034'와 '0.04'는 우리가 실험을 통해 얻어진 휴리스틱 Values 이다. 최종적으로 얻어진 Sleep Onset Time의 이전 Epoch 들은 Awake Event와 합쳐서 Awake Stage를 구성하게 된다.

### 2.7 수면 효율 추정

Sleep Efficiency는 Awake Event가 아닌



epoch(*tot\_nonAwake\_event*)의 총 수와 총 수면 시간(*tot\_sleep\_time*)을 기반으로 계산된다. 즉, 수면 효율은 event 별로 정확도를 판별하지 않고 Awake Event가 아닌 epoch의 총 수를 총 수면 시간으로 나누어 계산 한다. 그리고 시간의 단위는 분으로 한다.

$$SleepEfficiency(\%) = \frac{\frac{tot\_nonAwake\_event}{2}}{\frac{tot\_sleep\_time \times 30sec}{60min}} \times 100 \quad (10)$$

### 3. 결과

#### 3.1 정확도 및 측정 방법

측정의 결과는 크게 3가지 부분으로 구성되어 있다. 첫번째는 수면 효율에 대한 결과이고 두번째는 수면 단계의 결과이다. 그리고 세번째는 각 측정 결과의 정확도를 높이기 위하여 본연구에서는 입면 시간을 검출한 후, 정확도를 평가한 결과이다. 수면 단계는 2가지 부분으로 결과를 추정하였다. 첫번째는 각 단계에서 추정된 총 이벤트의 결과에 대한 정확도이고 두번째는 각 단계에 대한 epoch by epoch 으로 결과를 추정한 결과이다. 수면 효율(SE) 측정은 계산된  $SE_{est}$ 와 기준  $SE_{gt}$ 의 비교를 기반으로 한다. 측정된 에러( $SE_{error}$ )는 다음과 같이 계산 될 수 있다 :  $SE_{error} = |SE_{gt} - SE_{est}|$ . 그리고 다음과 같은 정확도 측정값을 연산하게 된다. [17],[18]. :

- 1) 평균 수면효율 에러

$$M_e = \sum SE_{error}/n$$

- 2) 수면효율 에러에 대한 표준편차

$$SD_e = \sqrt{\sum [M_e - SE_{error}]^2 / (n-1)}$$

- 3) 수면효율의 Root Mean Square(RMS) 에러

$$SE_e = \sqrt{\sum SE_{error}^2 / n}$$

수면 Onset(SO)의 측정은 계산된  $SO_{est}$ 와  $SO_{gt}$  기준을 비교하여 측정된다. 측정된 에러 ( $SO_{error}$ )는 다음과 같이 계산 될 수 있다 :  $SO_{error} = |SO_{gt} - SO_{est}|$ . 그리고 다음과 같은 정확도 측정값을 연산하게 된다 [17],[18] :

- 1) 평균 수면 Onset 에러

$$M_e = \sum SO_{error}/n$$

- 2) 수면 Onset 에러에 대한 표준편차

$$SD_e = \sqrt{\sum [M_e - SO_{error}]^2 / (n-1)}$$

- 3) 수면 Onset의 Root Mean Square(RMS) 에러

$$SO_e = \sqrt{\sum SO_{error}^2 / n}$$

#### 3.2 수면 효율과 수면 Onset 결과

수면 효율은 Awake Stage의 결과에서 추정한다. 그리고 추정된 결과의 정확도는 GT와 비교하여 연산된다. 입면시간 측정은 Awake Stage의 정확도를 보상하기 위하여 측정하였다. 따라서 추정된 시간의 이전 시간은 모두 Awake Stage 이다. Table 2에서 보는 것과 같이, 수면 효율과 입면 시간 모두 높은 Accuracy(ACC.)와 Correlation(Corr.)를 확인 할 수 있다. 수면 효율의 에러율은 3.7%, 입면 시간의 에러율은 5분으로 측정되었다. Sleep Efficiency의 Correlation 계수는 0.86을 보였으며 Sleep Onset의 Correlation 계수는 0.94로 측정 되었다.

**Table 2. Error rate analysis for sleep efficiency and onset time**

Extraction results	$M_e$	$SD_e$	$RMSE_e$	Acc.	Corr.
Sleep Efficiency (%)	3.7	2.7	4.6	96.3	R=0.8568
Sleep Onset (min)	5.0	2.8	5.7	-	R=0.9405

**3.3 수면 단계 추정 결과  
(Awake, REM, NREM 단계)**

Total Event에 대한 Sleep Stage 결과는 검출된 각 Stage의 총 Event의 개수를 이용하여 결과를 확인하였다. 그리고 GT의 결과와 비교하여 Accuracy와 Correlation을 산출하였다. Table 3에서 보는 것과 같이, 평균 정확도는 95.3%, Correlation 계수는 Awake Stage 0.834, REM Stage 0.899, NREM Stage 0.884을 보였다. 기존 연구[9],[10]와 비교했을 때 높은 정확도와 유의미한 결과를 확인할 수 있었다. Table 4는 Confusion Matrix를 기반으로 각 Stage의 Sensitivity와 Specificity를 포함하고 있다. 그리고 True Positive Rate(TPR)의 Awake Stage를 보면, Sensitivity가 낮게 검출 되었다. 그 이유는 수면 상태에서 Awake event가 적게 발생하여 1 epoch을 잘못 검출하면 연산에 큰 영향을 미치기 때문이다. 우리의 연구에서는 TPR이 평균 약 73.7%, True Negative Rate(TNR)은 평균 약 89.2%를 보였다. 그리고 정확도는 88.9%, Kappa 계수는 0.63으로 기존의 연구보다 개선된 결과는 보였다 [6]. Table 5에서 보는 것과 같이, 기존의 연구 결과 [6]는 건강한 사람을 대상으로 결과를 산출하였다. 하지만 우리의 연구는 수면무호흡 환자의 데이터를 이용하여 연구를 진행하였다. 그 결과, Table

5와 6에서 보는 것과 같이, 수면 무호흡 환자를 대상으로 연구를 진행 했음에도 결과가 기존의 연구 내용보다 정확도가 높고 유의미한 결과가 추정 되었음을 확인 할 수가 있었다.

**Table 3. Estimated result analysis for total event of 3 stage of sleep**

Extraction result	$M_e$ (%)	$SD_e$ (%)	$RMSE_e$ (%)	$M_{e,Stage}$ (%)	Acc. (%)	Corr.
Awake	3.7	2.7	1.9	4.7	95.3	0.834
REM	5.3	3.3	2.3			0.899
NREM	5.0	4.2	2.2			0.884

**Table 4. Estimated result analysis epoch by epoch of the sleep stages**

Extraction Result		Mean (%)	SD (%)	Total Mean (%)	Total SD (%)
TPR	Awake	43.6	13.8	73.8	9.3
	REM	91.7	9.9		
	NREM	86.2	4.1		
TNR	Awake	94.5	2.6	89.2	6.6
	REM	92.1	4.0		
	NREM	81.1	13.1		
ACC	Awake	89.6	5.6	88.8	4.8
	REM	92.2	3.9		
	NREM	81.1	13.1		
Kappa		0.63	0.13	-	-

**Table 5. Comparison of our classification performance under different sleep stage patterns with prior works**

Stages	State-of-the-art		Ours	
	Acc.	Kappa	Acc.	Kappa
REM / NREM	86.6%	0.659	92.5 %	0.617

**Table 6. Our classification performance for sleep stage patterns**

Stages	Accuracy	Kappa
Sleep / Awake	89.6%	0.77
REM / NREM / Awake	88.8%	0.63

## 4. 결론

본 연구에서는 UWB Radar를 사용하여 비 접촉 방식으로 호흡과 모션을 추정하여 Awake stage, REM stage, NREM stage를 구분하고 수면 효율을 분석할 수 있는 알고리즘 개발하였다. 그 결과, 수면 효율은 약 96.3%의 정확도를 보였으며 수면 단계는 REM과 NREM으로 구분했을 경우 기존 연구 대비 약 5.9% 개선된 결과를 확인할 수가 있었다. 우리는 본 연구를 기반으로 심박수를 추정하여 수면 중 발생하는 Light Sleep 과 Deep Sleep을 구분 할수 있는 연구를 추가적으로 진행할 계획이다.

## 참고문헌

- [1] M. Kagawa, K. Ueki, H. Tojima, and T. Matsui, "Noncontact screening system with two microwave radars for the diagnosis of sleep apneahypopnea syndrome," Proc. 35th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, pp. 2052-2055, (2013).
- [2] Y. S. Lee, P. Pathirana, C. Steinfort, and T. Caelli, "Monitoring and analysis of respiratory patterns using microwave Doppler radar," IEEE J. Transl. Eng. Health. Med., vol. 2, pp. 1-12, (2014).
- [3] J.-M. Kang, D.-W. Lim, J.-H. Lee, C. In, H.-M. Kim, S.-C. Woo, and C. Kim, "Reliable estimation of respiration rate using UWB impulse radar," Proc. 2013 Asia-Pacific Microwave Conf., pp. 997-999, (2013).
- [4] S. Wu, S. Yao, W. Liu, K. Tan, Z. Xia, S. Meng, J. Chen, G. Fang, and H. Yin, "Study on a novel UWB linear array human respiration model and detection method," IEEE J. Sel. Topics Appl. Earth Observ. Remote Sens., vol. 9, no. 1, pp. 125-140, (2016).
- [5] A. B. Newman, F. J. Nieto, U. Guidry, B. K. Lind, S. Redline, T. G. Pickering and S. F. Quan, "Relation of sleep-disordered breathing to cardiovascular disease risk factors: the Sleep Heart Health Study," Am. J. Epidemiol., vol. 154, pp. 50-59, (2001)
- [6] I. Mattiasson, F. Lindgärde, J. A. Nilsson and T. Theorell, "Threat of unemployment and cardiovascular risk factors: longitudinal study of quality of sleep and serum cholesterol concentrations in men threatened with redundancy," BMI, vol. 301, pp. 461-466, Sep. (1990).
- [7] E. Aidman, K. Johnson, B. L. Hoggan, J. Fidock, G. M. Paech, C. B. Della Vedova, M. Pajcin, C. Grant, G. Kamimori, E. Mitchelson and S. Banks, "Synchronized drowsiness monitoring and simulated driving performance data under 50-hr sleep deprivation: A double-blind placebo-controlled caffeine intervention," Transp. Res. Part. F Traffic. Psychol. Behav., vol. 54, pp. 236-247, (2018).
- [8] M. J. Li, A. Kechter, R. E. Olmstead, M. R. Irwin and D. S. Black, "Sleep and mood in older adults: coinciding changes in insomnia and depression symptoms," Int. Psychogeriatr., 2017, vol. 30, pp. 431-435, (2018).
- [9] Su Hwan Hwang, Hee Nam Yoon, Da Woon Jung, Sang Won Seo, Yu Jin Lee, Do-Un Jeong and Kwang Suk Park, "Unconstrained REM Sleep monitoring using polyvinylidene fluoride film-based sensor in the normal and the obstructive sleep apnea patients," J. Biomed.

- Eng. Res., vol. 35, pp. 55-61, (2014).
- [10] L. Zhang, C. Gu, Y. Li, G. Zhou and X. Zhu, "Noncontact sleep stage estimation using a CW Doppler radar," *IEEE J. Emerg. Sel. Top. Circuits. Syst.*, vol. 8, no. 2, pp. 260-270, (2018).
- [11] Y. Yinan, Y. Jian, TomasMcKelvey, and S. Borys, "A compact uwb indoor and through-wall radar with precise ranging and tracking," *Int. J. Antenn. Propagat.*, vol. 2012, 11 pages, April 2012. doi:10.1155/2012/678590
- [12] Woo-Chul Jung, Yong-Gyun Jang, Ho-Gyu Yoon, "Electromagnetic wave absorbing properties of carbon black / magnetic flake/acryl composite," *KISA Annual Conference*, pp. 27-30, (2006)
- [13] Yang-Geun Jung, O-Duek Lim, Min-Seong Kim, Ki-Hoon Do, Sung-Hyun Han, "A Study on Kinematics Analysis and Motion Control of Humanoid Robot Arm with Eight Joints," *Journal of The Korean Society of Industry Convergence*, vol. 20, no. 1, pp. 49-55, (2017)
- [14] J. K. Kim, K. H. In, J. H. Kim, S. H. You, K. H. Kang, J. J. Shim, S. Y. Lee, J. B. Lee, S. G. Lee, C. Park and C. Shin, "Prevalence of sleep-disordered breathing in middle-aged Korean men and women," *Am. J. Respir. Crit. Care Med.*, vol. 170, no. 10, pp. 1108-1113, Nov. 2004.
- [15] J. Hung, E.G. Whitford, D.R. Hillman and R.W. Parsons, "Association of sleep apnoea with myocardial infarction in men," *Med. Sci.*, vol. 336, pp. 261-264, Aug. 1990.
- [16] Jong-Cheon Park, Kyung-Mo Kim, Kwang-Ho Kim, "Design Optimization Based on Designer's Preferences for the Mean and Variance," *Journal of The Korean Society of Industry Convergence*, vol. 12, no. 1, pp. 35-42, (2009)
- [17] B. P. Sang, K. Geewook, J. B. Hyun, H.H. Jong, H. K. Joon, "Remote pulse rate measurement from near-infrared videos," *IEEE Signal Process. Lett.*, vol. 25, no. 8, pp. 1271-1275, (2018).
- [18] Hyun Choi, Gihong Kim, Hong-Gi Park, "A Study on the Accuracy Estimation by Number of Control Points in High Resolution Images," *Journal of The Korean Society of Industry Convergence*, vol. 21, no. 6, pp. 309-316, (2018)

---

(접수: 2020.04.06. 수정: 2020.05.01. 게재확정: 2020.05.15.)