

## Assessment of Time, Frequency, and Wavelet Packet Transform Features Extracted from EEG for Sleep Staging using Self Organizing Maps (SOM)

F. Ebrahimi<sup>1</sup>, M. Mikaili<sup>2\*</sup>

<sup>1</sup> PhD Candidate, Bioelectric Group, School of Electrical Engineering, University of Tehran, Tehran, Iran, f\_ebrahimi88@ut.ac.ir

<sup>2</sup> Associate Professor, Biomedical Engineering Group, School of Engineering, Shahed University, Tehran, Iran

---

### Abstract

Different biological signals including EEG, EOG, and EMG are recorded in sleep labs to diagnose sleep disorders. Data recorded during sleep is usually analyzed by sleep specialists visually. Since the sleep data is usually recorded for a long time period- namely a whole night- its visual inspection and classification is a very demanding and time consuming task so automatic analysis can definitely facilitate that. The key to automatic sleep staging is to extract suitable features. In the current study two classes of features are extracted from EEG signal. The first group is the features calculated from the coefficients of wavelet packet transformation (WPT) and the second group consists of a number of frequency features and a time feature, the amplitude of EEG signal itself. These two sets of features were separately mapped on a two dimensional space by SOM neural networks. The mappings indicated that these features are highly discriminative in separating sleep stages automatically. The data extracted from awake and deep sleep EEGs were mapped on two totally different regions. The mapping also indicated that EEG signal is not enough to separate stages thoroughly, as extracted data from EEG during REM and the first stage of NREM are mapped on the same region. Data extracted from EEG signals in the second stage overlapped with other stages which are in agreement with physiological definition of sleep stages.

**Key words:** Sleep stages, Feature extraction, Wavelet packet transformation (WPT), Power spectrum, SOM neural network.

---

\* Corresponding author

Address: Mohammad Mikaili, Biomedical Engineering Group, School of Engineering, Shahed University, Persian Gulf Exp.Way, Tehran, Iran

Tel: +98 21 55277560

Fax: +98 21 55277561

E-mail: mikaili@shahed.ac.ir

## ارزیابی قابلیت ویژگی‌های زمانی، فرکانسی سیگنال EEG و ویژگی‌های مستخرج از تبدیل بسته موجک در تفکیک مراحل مختلف خواب با استفاده از شبکه SOM

فریده ابراهیمی<sup>۱</sup>، محمد میکائیلی<sup>۲\*</sup>

<sup>۱</sup> دانشجوی دکترا، گروه مهندسی پزشکی، دانشکده برق، دانشگاه تهران f\_ebrahimi88@ut.ac.ir

<sup>۲</sup> استادیار، گروه مهندسی پزشکی، دانشکده فنی، دانشگاه شاهد

### چکیده

سیگنال‌های زیستی مختلف شامل EEG، EOG و EMG به منظور تشخیص اختلالات خواب در آزمایشگاه‌های خواب ثبت می‌شوند. تحلیل اطلاعات ثبت شده در زمان خواب به وسیله متخصص خواب، به صورت شهودی انجام می‌شود. طبقه‌بندی شهودی مراحل خواب به دلیل طولانی بودن ثبت‌ها، کار زمان‌بر و خسته کننده‌ای است. تحلیل خودکار خواب می‌تواند این امر را تسهیل کند. مهم‌ترین گام برای طبقه‌بندی خودکار مراحل خواب، استخراج ویژگی‌های مناسب است. در این تحقیق دو دسته ویژگی از سیگنال EEG استخراج شدند: دسته اول ویژگی‌هایی هستند که از روی ضرایب تبدیل بسته‌های موجک (WPT) محاسبه شده‌اند و دسته دوم شامل تعدادی از ویژگی‌های فرکانسی و یک ویژگی زمانی یعنی دامنه سیگنال EEG هستند. در ادامه این دو مجموعه از ویژگی‌ها به طور مجزا به وسیله شبکه‌های عصبی SOM به فضای دوبعدی نگاشته شدند. نگاشت به دست آمده نشان داد که این ویژگی‌ها در جدا کردن خودکار مراحل خواب بسیار مفیدند. اطلاعات استخراج شده از EEG بیداری و خواب عمیق به دو ناحیه کاملاً مجزا نگاشته شدند. این نگاشت همچنین نشان داد که سیگنال EEG به تنهایی برای جدا کردن کامل مراحل خواب کافی نیست زیرا وقتی اطلاعات مستخرج از سیگنال EEG در خواب REM و مرحله ۱ از خواب NREM به ناحیه یکسان نگاشت شدند، اطلاعات استخراج شده از سیگنال EEG در مرحله ۲ خواب با سایر مراحل همپوشانی دارد که این نتایج منطبق با تعاریف فیزیولوژی مراحل خواب است.

کلیدواژگان: مراحل خواب، استخراج ویژگی، تبدیل بسته موجک، طیف توان، شبکه عصبی SOM.

\*عهده‌دار مکاتبات

نشانی: ابتدای اتوبان تهران-قم، روبروی حرم امام خمینی، دانشگاه شاهد، دانشکده فنی، کدپستی ۳۳۱۹۱۱۸۶۵۱

تلفن: ۵۱۲۱۲۰۳۱، دورنگار: ۵۱۲۱۲۰۲۱، پیام نگار: mikaili@shahed.ac.ir

## ۱- مقدمه

در استاندارد رشتافن و کالیس<sup>۱</sup> [۱] خواب به دو حالت کلی خواب فعال و ناهماهنگ<sup>۲</sup> (REM) و خواب آرام و هماهنگ<sup>۳</sup> (NREM) تقسیم می‌شود. خواب NREM خود به ۴ زیر مرحله ۱، ۲، ۳ و ۴ تقسیم می‌شود. مرحله ۱ از خواب NREM، مرحله عبور از بیداری به سمت خواب است که معمولاً بین ۱ تا ۵ دقیقه طول می‌کشد. در این مرحله سیگنال EEG دارای دامنه کم و فرکانس‌های مخلوط شامل امواج آلفا، تتا و امواج تیز ورتکس<sup>۵</sup> است [۲]. ظهور حرکات آهسته و چرخشی چشم نیز می‌تواند نشان دهنده مرحله ۱ از خواب NREM باشد.

در مرحله ۲ از خواب NREM دوک‌های خواب<sup>۶</sup> و کمپلکس‌های K روی سیگنال EEG زمینه که دارای دامنه نسبتاً کم و فرکانس‌های مخلوط است؛ آشکار می‌شوند. همچنین ممکن است امواج دلتا با دامنه زیاد و فرکانس کم، کمتر از ۲۰٪ هر اپوک<sup>۷</sup> را در مرحله ۲ اشغال کنند. به طور معمول ۴۵٪ تا ۵۵٪ از یک خواب کامل شبانه معمولی در مرحله ۲ خواب قرار می‌گیرد.

در مرحله ۳ از خواب NREM، بیشتر از ۲۰٪ و کمتر از ۵۰٪ هر اپوک شامل امواج دلتا با فرکانس کمتر از ۲Hz و دامنه بیشتر از ۷۵μv است. این مرحله از خواب در یک سوم ابتدای یک خواب کامل شبانه وجود دارد و معمولاً ۴٪-۶٪ از کل زمان خواب را شامل می‌شود.

مرحله ۴ از خواب NREM مشابه مرحله ۳ است با این تفاوت که امواج دلتا بیش از ۵۰٪ هر اپوک را اشغال می‌کنند. مرحله ۴ از خواب NREM، ۱۲٪ تا ۱۵٪ از کل خواب معمول شبانه را شامل می‌شود. به مجموع مراحل ۳ و ۴ از خواب NREM خواب عمیق گفته می‌شود.

خواب REM شامل امواج EEG با دامنه کم و فرکانس‌های مخلوط است. در این حالت از خواب حرکات سریع چشم وجود دارد و دامنه سیگنال EMG<sup>۹</sup> عضلات چانه کاهش می‌یابد. سیگنال EEG در خواب REM مشابه مرحله ۱ از خواب NREM است. امواج ورتکس در این مرحله

خیلی کم وجود دارند در عوض ممکن است گروهی از شکل موج‌های دندان‌اره‌ای در سیگنال EEG دیده شود. سیگنال EMG عضلات چانه برای جدا کردن خواب REM از مرحله ۱ استفاده می‌شود [۳].

بیداری به دو حالت کلی تقسیم می‌شود: ۱. بیداری همراه با هوشیاری با چشمان باز که در این حالت سیگنال EEG به صورت یک سیگنال تصادفی با دامنه کم و فرکانس بالا دیده می‌شود؛ ۲. بیداری با چشمان بسته که امواج آلفا در سیگنال EEG وجود دارند [۳].

روش بالینی معمول برای طبقه‌بندی شهودی مراحل خواب، نگاه کردن با چشم و تطبیق شکل موج‌ها با مجموعه‌ای از شکل موج‌ها و نشانه‌های خاص بر اساس قوانین موجود در استاندارد رشتافن و کالیس است که کار زمان‌بر و خسته کننده‌ای به‌شمار می‌رود و از سوی دیگر نتایج وابسته به میزان تجربه متخصصان است. بدین ترتیب، طبقه‌بندی خودکار مراحل خواب می‌تواند این کار را تسهیل کند.

به‌طور کلی اختلالات خواب زیادی وجود دارند که باعث کاهش کیفیت زندگی و تأثیر منفی بر سلامتی انسان می‌شوند. سیگنال‌های زیستی مختلف (نظیر EEG، EMG و EOG<sup>۱۰</sup> و تعدادی متغیر دیگر) برای تشخیص این اختلالات در زمان خواب شبانه ثبت می‌شوند [۲]. طبقه‌بندی مراحل خواب اکثراً از روی سیگنال‌های EEG، EMG و EOG انجام می‌شود و نتایج این طبقه‌بندی در نموداری تحت عنوان هیپنوگرام<sup>۱۱</sup> ارائه می‌شود. این نمودار می‌تواند در تشخیص اختلالات خواب به پزشک کمک کند. اولین گام برای طبقه‌بندی خودکار مراحل خواب، کمی کردن اطلاعات ثبت شده در زمان خواب است که این کار از طریق استخراج ویژگی‌های مناسب از سیگنال‌های ثبت شده انجام می‌شود.

سیگنال EEG مهم‌ترین سیگنال برای طبقه‌بندی مراحل خواب است هر چند که سیگنال EMG ثبت شده از عضلات چانه و سیگنال‌های EOG ثبت شده برای تشخیص حرکات چشم، در تشخیص خواب REM و مرحله ۱ از خواب

<sup>1</sup> Rechtschaffen & Kales

<sup>4</sup> Electroencephalogram

<sup>7</sup> K- Complex

<sup>10</sup> Electrooculogram

<sup>2</sup> Rapid eye movement

<sup>5</sup> Vertex

<sup>8</sup> Epoch

<sup>11</sup> Hypnogram

<sup>3</sup> Non Rapid eye movement

<sup>6</sup> Sleep spindle

<sup>9</sup> Electromyogram

ضرایب موجک محاسبه شدند و دسته دوم تعدادی از ویژگی‌های فرکانسی هستند که برای محاسبه آنها نیاز به محاسبه طیف توان است. همچنین این دسته از ویژگی‌ها، یک ویژگی زمانی را نیز شامل می‌شوند که دامنه سیگنال EEG است. در ادامه این دو مجموعه از ویژگی‌ها به‌طور مجزا به‌وسیله شبکه‌های عصبی SOM<sup>۱۲</sup> به فضای دو بعدی نگاشت شدند. هدف از این تحقیق بررسی میزان مؤثر بودن این ویژگی‌ها در جدا کردن خودکار مراحل خواب است.

## ۲- مشخصات داده‌ها

داده‌های خواب موجود در سایت فیزیوبانک<sup>۱۸</sup> برای انجام این تحقیق استفاده شدند. سیگنال‌های EEG از ۷ مرد و زن سفیدپوست سالم ۲۱-۳۵ ساله در مدت ۲۴ ساعت ثبت و با نرخ نمونه‌برداری ۱۰۰Hz ذخیره شده است. طبقه‌بندی شهودی سیگنال‌ها بر اساس قوانین رشتافن و کالیس روی قسمت‌های ۳۰ ثانیه‌ای انجام و سیگنال EEG کانال‌های Pz-Oz و Fpz-Cz به منظور طبقه‌بندی شهودی استفاده شده‌اند. پیش از شروع تحلیل، اپوک‌های شامل اغتشاش به صورت دستی حذف شدند. قسمت‌هایی بدون اغتشاش از سیگنال EEG کانال Pz-Oz، که در جدول ۱ آمده است برای انجام این پژوهش استفاده شدند.

NREM بسیار مؤثرند [۳]. در حالت کلی روش‌های کمی کردن EEG به دو دسته خطی و غیرخطی تقسیم می‌شوند. روش‌های خطی شامل روش‌های حوزه زمان، حوزه فرکانس، زمان-فرکانس و روش‌های غیرخطی شامل تحلیل‌های بر پایه نظریه اطلاعات<sup>۱۲</sup>، آمارگان مرتبه بالا<sup>۱۳</sup> و اندازه‌گیری‌های مبتنی بر تئوری آشوب<sup>۱۴</sup> است [۴]. بیشتر مطالعاتی که اخیراً انجام شده‌اند به تشخیص یک مرحله خواب از روی سیگنال EEG و یا تشخیص یک الگوی خاص در سیگنال EEG پرداخته‌اند [۵-۷]. اچاریا<sup>۱۵</sup> و همکاران مفید بودن تعدادی از ویژگی‌های غیرخطی استخراج شده از سیگنال EEG را در طبقه‌بندی مراحل خواب نشان داده‌اند [۸]. همچنین اهمیت استفاده از تبدیل موجک<sup>۱۶</sup> در تحلیل خواب بررسی شده [۹] و از ویژگی‌های محاسبه شده از ضرایب موجک در تشخیص حالت‌های هوشیاری استفاده شده است [۱۰-۱۲]. که این تحقیقات نشان دهنده اهمیت استفاده از تبدیل موجک در انجام تحلیل‌های خودکار روی اطلاعات ثبت شده در زمان خواب است. تعدادی از مطالعات، مفید بودن ویژگی‌های فرکانسی استفاده شده در این تحقیق را در طبقه‌بندی خودکار مراحل خواب نشان داده‌اند [۱۳-۱۶].

در مقاله حاضر دو دسته ویژگی از سیگنال EEG استخراج شدند. دسته اول ویژگی‌هایی هستند که از روی

جدول ۱- نتایج طبقه‌بندی شهودی داده‌ها توسط پزشک متخصص

تعداد اپوک‌های ۳۰ ثانیه‌ای	بیداری	مرحله ۱	مرحله ۲	خواب عمیق	خواب REM	زمان کل خواب هر فرد (ساعت)
فرد ۱	۱۳۷	۵۶	۳۶۴	۲۸۹	۲۰۲	۸/۷
فرد ۲	۶	۷۸	۶۴۱	۹۶	۱۷۳	۸/۲
فرد ۳	-	۱۱۳	۵۹۸	۲۵	۱۹۶	۷/۷
فرد ۴	۲۴	۵۲	۳۲۳	۲۸۰	۱۴۱	۶/۸
فرد ۵	۲۲	۹۵	۳۶۰	۱۷۲	۲۲۵	۷/۲
فرد ۶	۳۰	۲۶	۴۰۲	۱۸۶	۲۲۴	۷/۲
فرد ۷	۲۴	۴۸	۲۸۶	۱۰۱	۱۹۲	۵/۴
مجموع	۲۴۳	۴۶۸	۲۹۷۴	۱۱۴۹	۱۳۵۳	۵۱/۲

<sup>۱۲</sup> Information theory

<sup>۱۶</sup> Wavelet transform

<sup>۱۳</sup> Higher-order statistics

<sup>۱۷</sup> Self- Organizing Map

<sup>۱۴</sup> Chaos theory

<sup>۱۵</sup> Acharya  
<sup>۱۸</sup> <http://www.physionet.org/physiobank/sleep-edf/>

### ۳- استخراج ویژگی‌های موجک

تبدیل موجک، سیگنال را به نسخه‌های انتقال یافته و تغییر مقیاس یافته از یک تکه موج مادر تجزیه می‌کند. در تبدیل موجک گسسته، سیگنال به‌طور مکرر از دو فیلتر پائین‌گذر و بالاگذر عبور می‌کند. خروجی فیلتر پائین‌گذر، ضرایب مقیاس و خروجی فیلتر بالاگذر، ضرایب موجک را ارائه می‌دهند. در این تبدیل، ابتدا سیگنال اصلی از این دو فیلتر عبور می‌کند و سپس فقط خروجی فیلتر پائین‌گذر در هر مرحله، به‌طور مکرر به دو فیلتر اعمال می‌شوند. تجزیه موجک سیگنال  $x(t)$  به صورت معادله‌های (۱) تا (۳) تعریف می‌شود [۱۷]:

$$x(t) = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} c_{N,k} \varphi_{N,k}(t) + \sum_{j=1}^N \sum_{k=-\infty}^{+\infty} d_{j,k} \psi_{j,k}(t) \quad (1)$$

$$\varphi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \varphi(2^{-j}t - k) \quad (2)$$

$$\psi_{j,k}(t) = 2^{-j/2} \psi(2^{-j}t - k) \quad (3)$$

در رابطه (۱) ضرایب مقیاس در سطح  $N$  و  $d_{j,k}$  ضرایب موجک در سطح  $j$  هستند.  $\varphi(t)$  تابع مقیاس و  $\psi(t)$  تابع موجک بوده و  $\varphi_{j,k}$  و  $\psi_{j,k}$  نسخه‌های تغییر مقیاس یافته و جابه‌جا شده از آنها هستند. بعد از تجزیه سیگنال، اطلاعات اصلی وارد ضرایب موجک شده و باقیمانده آن در ضرایب مقیاس وجود دارد.

بر اساس نظریه پارسوال<sup>۱۸</sup> برای تبدیل موجک گسسته، زمانی که توابع پایه موجک یک پایه ارتونرمال<sup>۱۹</sup> تشکیل دهند، برای محاسبه انرژی از معادله (۱) می‌توان به رابطه (۴) رسید. که در آن  $c_{N,k}^2$  و  $d_{j,k}^2$  انرژی‌های موجود در ضرایب هستند [۱۷].

$$E = \sum_{k=-\infty}^{+\infty} c_{N,k}^2 + \sum_{j=1}^N \sum_{k=-\infty}^{+\infty} d_{j,k}^2 \quad (4)$$

حالت کلی‌تر تبدیل موجک، تبدیل بسته‌های موجک<sup>۲۰</sup> (WPT) است که در آن علاوه بر باند فرکانسی پائین، باند فرکانسی بالا نیز به‌طور مکرر از فیلتر عبور می‌کند.

همان‌طور که گفته شد از سیگنال EEG با نرخ نمونه برداری ۱۰۰ Hz برای انجام این تحقیق استفاده شده است.

برای استخراج ویژگی، تبدیل موجک به قسمت‌های ۳۰ ثانیه‌ای از سیگنال EEG اعمال شد و تجزیه WPT تا سطح ۷ با استفاده از موجک db10<sup>۲۱</sup> [۱۷] انجام (شکل ۱) و از ضرایب موجک در ۶ باند فرکانسی مطابق جدول ۲ استفاده شد.

انرژی سیگنال EEG در ۶ باند فرکانسی فوق با استفاده از ضرایب موجک و رابطه (۴) محاسبه شدند. که به ترتیب عبارت‌اند از  $E_1, E_2, \dots, E_6$  مجموع این انرژی‌ها نیز به عنوان یک ویژگی جدید ( $E_V$ ) در نظر گرفته شد. در ادامه، ویژگی‌های جدیدی از روی این ویژگی‌ها محاسبه شده‌اند که عبارت‌اند از:

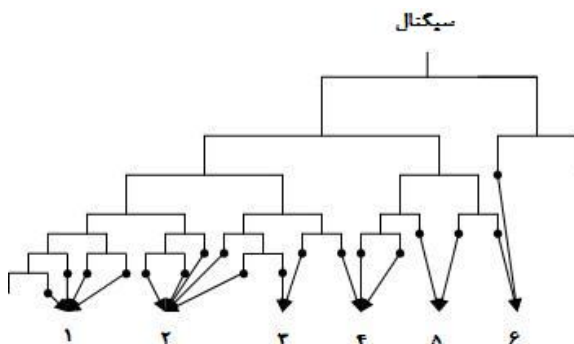
ویژگی هشتم = نسبت انرژی باند آلفا به (دلتا + تتا)  $\left(\frac{E_3}{E_1 + E_2}\right)$

ویژگی نهم = نسبت انرژی باند دلتا به (آلفا + تتا)  $\left(\frac{E_1}{E_2 + E_3}\right)$

ویژگی دهم = نسبت انرژی باند تتا به (دلتا + آلفا)  $\left(\frac{E_2}{E_1 + E_3}\right)$

همچنین میانگین قدر مطلق ضرایب و انحراف معیار

ضرایب در ۶ باند فرکانسی جدول ۲ به عنوان ویژگی استفاده شدند و نهایتاً در مجموع ۲۲ ویژگی از ضرایب موجک، از هر قسمت ۳۰ ثانیه‌ای از سیگنال EEG محاسبه شد.



شکل ۱- تجزیه سیگنال توسط تبدیل موجک

جدول ۲- باندهای طیفی سیگنال EEG در تجزیه موجک سیگنال

ضرایب	باند فرکانسی	پهنای باند (Hz)
مجموعه (۱)	دلتا	۰/۳۹-۳/۱۳
مجموعه (۲)	تتا	۳/۱۳-۸/۴۶
مجموعه (۳)	آلفا	۸/۴۶-۱۰/۹۳
مجموعه (۴)	دوک	۱۰/۹۳-۱۵/۶۳
مجموعه (۵)	بتا (۱)	۱۵/۶۳-۲۱/۸۸
مجموعه (۶)	بتا (۲)	۲۱/۸۸-۳۰

<sup>19</sup> Parseval theory

<sup>22</sup> Daubechies of order 10

<sup>20</sup> Orthonormal

<sup>21</sup> Wavelet packet transform

## ۴- استخراج ویژگی‌های فرکانسی و زمانی

پیش از استخراج این ویژگی‌ها و به منظور حذف اغتشاش، سیگنال EEG کانال Pz-Oz از یک فیلتر پائین‌گذر بیضوی مرتبه ۸ با فرکانس قطع بالای ۳۰Hz عبور داده شد و سپس ویژگی‌هایی بدین شرح محاسبه شدند: انرژی طیفی نسبی در باندهای فرکانسی مختلف، متغیرهای هارمونیک<sup>۲۳</sup>، متغیرهای یورت<sup>۲۴</sup>، فرکانسی با بیشینه مقدار طیف توان و میانگین قدر مطلق دامنه سیگنال EEG، که در ادامه معرفی شده‌اند. برای محاسبه ۴ سری اول از این ویژگی‌ها، ابتدا باید طیف توان محاسبه شود. برای محاسبه طیف توان روش‌های گوناگونی وجود دارند که در اینجا به دلیل صحت و قدرت تفکیک طیفی بیشتر؛ از مدل AR<sup>۲۵</sup> مرتبه ۱۰ برای قسمت‌های ۱۰ ثانیه‌ای از سیگنال EEG [۱۳، ۱۴، ۱۶، ۱۸] استفاده شد. انتخاب مرتبه مدل بر اساس یکی از روش‌های آکائیکه<sup>۲۶</sup> و MDL<sup>۲۷</sup> امکان‌پذیر است. ضرایب مدل با استفاده از روش برگ<sup>۲۸</sup> محاسبه شدند.

## ۴-۱- انرژی طیفی نسبی در باندهای فرکانسی مختلف

برای محاسبه انرژی طیفی نسبی در باندهای مختلف، ابتدا توان کل در فاصله ۰/۵-۳۰Hz محاسبه شد. این توان در باندهای فرکانسی مختلف مندرج در جدول ۳، تقسیم شده است. انرژی طیفی نسبی در این حالت، به صورت درصد نسبت انرژی در هر باند به کل انرژی است. این باندهای فرکانسی منطبق با مراجع [۱۳، ۱۴] هستند. چون در ثبت از سیگنال EEG استفاده شده برای انجام این تحقیق، فرکانس قطع فیلتر پائین‌گذر روی ۳۰Hz گذاشته شده است، محدوده فرکانسی بتا (۲) از ۴۵Hz به ۳۰Hz تغییر داده شد.

جدول ۳- باندهای طیفی سیگنال EEG برای به‌دست آوردن

ویژگی‌های فرکانسی

باند	بتا (۲)	بتا (۱)	آلفا	تتا (۲)	تتا (۱)	دلتا (۲)	دلتا (۱)
پهنای باند (Hz)	۲۰-۳۰	۱۲-۲۰	۸-۱۲	۶-۸	۴-۶	۲/۵-۴	۰/۵-۲/۵

## ۴-۲- متغیرهای هارمونیک

متغیرهای هارمونیک عبارت‌اند از:

$$f_c = \frac{\int_{f_L}^{f_H} f p(f) df}{\int_{f_L}^{f_H} p(f) df} \quad (5)$$

$$f_\sigma = \sqrt{\frac{\int_{f_L}^{f_H} (f - f_c)^2 p(f) df}{\int_{f_L}^{f_H} p(f) df}} \quad (6)$$

$$p_{f_c} = p(f_c) \quad (7)$$

در روابط بالا  $p(f)$  طیف توان سیگنال و  $f_L$  و  $f_H$  به ترتیب مقدار فرکانس حداقل (۰/۵Hz) و فرکانس حداکثر (۳۰Hz) هستند. روابط (۵) و (۶) به ترتیب مشابه روابط (۸) و (۹) هستند که برای محاسبه میانگین و انحراف معیار سیگنال استفاده می‌شوند:

$$m = E(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} xp(x) dx \quad (8)$$

$$\sigma^2 = E[(x - m)^2] = \int_{-\infty}^{+\infty} (x - m)^2 p(x) dx \quad (9)$$

در روابط فوق  $m$  میانگین و  $\sigma$  انحراف معیار است. بنابراین متغیرهای هارمونیک به نوعی میانگین فرکانس و انحراف از فرکانس میانگین و مقدار توان در فرکانس میانگین را به صورت نرمال شده نشان می‌دهند. از آنجا که در مراحل مختلف خواب الگوهایی با فرکانس‌های مختلف در سیگنال EEG ایجاد می‌شود، محاسبه این پارامترها می‌تواند در تشخیص مراحل خواب مؤثر باشد. از این ویژگی‌ها در طبقه‌بندی مراحل خواب استفاده شده است [۱۳، ۱۴]. در عمل برای محاسبه این پارامترها، روابط (۱۰) - (۱۲) استفاده شدند:

$$f_c = \frac{\sum_{f_i=f_l}^{f_h} f_i p(f_i)}{\sum_{f_i=f_l}^{f_h} p(f_i)} \quad (10)$$

$$f_\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{f_i=f_l}^{f_h} (f_i - f_c)^2 p(f_i)}{\sum_{f_i=f_l}^{f_h} p(f_i)}} \quad (11)$$

$$p_{f_c} = p(f_c) \quad (12)$$

که در این رابطه  $f_l$  و  $f_h$  کمترین و بیشترین مقدار توان موجود در طیف توان سیگنال است و  $f_c'$  نزدیک‌ترین فرکانس به  $f_c$  است که مقدار توان در آن موجود است.

<sup>23</sup> Harmonic parameter

<sup>24</sup> Hjorth

<sup>25</sup> Autoregressive model transform

<sup>26</sup> Akaike

<sup>27</sup> Minimum description length

<sup>28</sup> Burg

که در این رابطه  $f_i$  و  $f_n$  کمترین و بیشترین مقدار توان موجود در طیف توان سیگنال است.

#### ۴-۴- فرکانس بزرگترین قله در طیف توان

فرکانس قله در طیف توان، فرکانسی است که مقدار طیف توان سیگنال در آنجا بیشینه است. همانطور که قبلاً گفته شد در این مطالعه طیف توان سیگنال در بازه‌های زمانی ۱۰s با مدل AR مرتبه ۱۰، محاسبه شده است. نمودار طیف توان سیگنال، دارای تعدادی قله است. در این مقاله فرکانس‌هایی که بیشترین مقدار طیف توان را در میان این قله‌ها دارند. به عنوان ویژگی انتخاب شدند.

#### ۴-۵- میانگین قدر مطلق دامنه

همانطور که در تعاریف مربوط به خواب گفته شد دامنه سیگنال EEG با عمیق شدن خواب افزایش می‌یابد و در خواب REM کاهش پیدا می‌کند. بنابراین دامنه سیگنال EEG می‌تواند در جدا کردن مراحل خواب مفید باشد. در این تحقیق میانگین قدر مطلق دامنه سیگنال EEG به عنوان ویژگی استفاده شده است.

#### ۵- شبکه عصبی SOM

از ویژگی‌های جالب سیستم عصبی مغز این است که نرون‌های مختلف مربوط به یک حس در کنار یکدیگر قرار گرفته‌اند و از نرون‌های حواس دیگر جدا هستند. در شبکه کوهون<sup>۳۲</sup> از همین ویژگی الهام گرفته شده است و عملکرد این شبکه در واقع نگاشتی از فضای ویژگی  $A$  به یک فضای دوبعدی  $B$  ( $\phi: A \rightarrow B$ ) است.  $A$  حاوی بردارهای ویژگی و  $B$  یک ماتریس دوبعدی از نرون‌های خروجی است. هر یک از این نرون‌های خروجی با اتصالات وزن‌داری به تمام نرون‌های ورودی که به تعداد ویژگی‌ها هستند مرتبط‌اند (شکل ۲). از این پس بردار وزن اتصالات بین خروجی  $k$  از ماتریس  $B$ ، به ورودی را  $\omega_k$  می‌نامیم.

#### ۳-۴- متغیرهای یورت

به‌طور کلی گشتاور طیفی مرتبه  $n$ ام طیف توان به صورت رابطه (۱۳) تعریف می‌شود:

$$a_n = \int_{-\infty}^{+\infty} (2\pi f)^n p(f) df \quad (13)$$

که در رابطه فوق  $p(f)$  طیف توان است با توجه به اینکه طیف توان تبدیل فوریه<sup>۲۹</sup> تابع همبستگی است می‌توان نتیجه گرفت که:

$$\begin{aligned} R(\tau) &= E[x(t)x(t+\tau)] \\ R(0) &= E[x(t)^2] = \sigma_0^2 \\ R(\tau) &= \int_{-\infty}^{+\infty} p(f)e^{j2\pi f\tau} df \quad (14) \\ R(0) &= \int_{-\infty}^{+\infty} p(f)df = a_0 \end{aligned}$$

از روابط (۱۴) نتیجه می‌شود که  $a_0$  همان واریانس (یا پراش<sup>۳۰</sup>) سیگنال است. به همین ترتیب نتیجه می‌شود که  $a_2$  واریانس مشتق سیگنال و  $a_4$  واریانس مشتق دوم سیگنال است. به‌طور کلی رابطه  $a_{2n} = \sigma_n^2$  بین واریانس سیگنال و گشتاور طیفی آن وجود دارد. بر اساس این گشتاورهای طیفی، یورت متغیرهای زیر را به‌دست آورد:

$$a_0 = \sigma_0^2 = \text{فعالیت} \quad (15)$$

$$\left[\frac{a_2}{a_0}\right]^{1/2} = \frac{\sigma_1}{\sigma_0} = \text{تحرك} \quad (16)$$

$$\left[\left(\frac{a_4}{a_0}\right) - \left(\frac{a_2}{a_0}\right)^2\right]^{1/2} = \left[\left(\frac{\sigma_2}{\sigma_0}\right)^2 - \left(\frac{\sigma_1}{\sigma_0}\right)^2\right]^{1/2} = \text{پیچیدگی} \quad (17)$$

در روابط فوق واریانس مشتق  $n$ ام به صورت  $\sigma_n^2$  است و  $\sigma_0^2$  واریانس سیگنال اصلی است. برای محاسبه پارامترهای فوق از رابطه (۱۸) استفاده شد که  $a_{2n} = \sigma_n^2$  است. از آنجا که سیگنال EEG خواب، غیرایستا<sup>۳۱</sup> است و گشتاورهای طیفی فوق برای سیگنال غیرایستا با زمان تغییر می‌کند؛ بنابراین از این پارامترها به عنوان ویژگی در آنالیز EEG خواب استفاده می‌شود [۲، ۱۳، ۱۴].

در عمل برای محاسبه پارامترهای یورت، از رابطه (۱۸) استفاده شد. یعنی با توجه به محتوای طیفی سیگنال،  $a_n$ ها تخمین زده شدند سپس متغیرهای یورت از روابط (۱۵)، (۱۶) و (۱۷) تخمین زده شدند:

$$a_n = \sum_{f_i=f_l}^{f_h} (2\pi f_i)^2 p(f_i) \Delta f \quad (18)$$

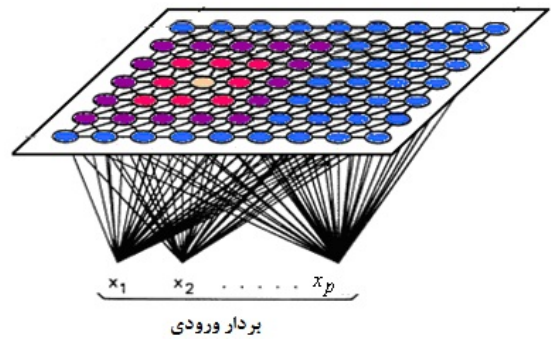
<sup>29</sup> Fourier transform

<sup>30</sup> Variance

<sup>31</sup> Nonstationary

<sup>32</sup> Kohonen

همسایه آن؛ نماینده تعدادی از ورودی‌ها می‌شوند. بنابراین، ورودی‌ها که به صورت بردارهای ویژگی در فضای  $p$  بعدی هستند توسط شبکه عصبی کوهونن به فضای دوبعدی نگاشت می‌شوند. نگاشت دوبعدی به دست آمده به دلیل اینکه قابل بررسی و تحلیل با چشم است، بسیار ارزشمند است.



شکل ۲- ساختار کلی شبکه عصبی SOM

## ۶- پیاده‌سازی و نتایج

در جدول ۱ دیده می‌شود که کمترین تعداد قسمت‌های ۳۰ ثانیه‌ای از سیگنال EEG بدون اغتشاش مربوط به بیداریست (۲۴۳ قسمت ۳۰ ثانیه‌ای) در حالی که تعداد بیشتری سیگنال تمیز از مراحل مختلف خواب وجود دارد. برای یکی ساختن بردارهای ویژگی در هر مرحله، ۲۴۳ قسمت ۳۰ ثانیه‌ای به طور تصادفی از خواب مرحله ۱؛ مرحله ۲؛ REM و خواب عمیق انتخاب شد. بنابراین در مجموع ۱۲۱۵ قسمت ۳۰ ثانیه‌ای از کل ثبت انتخاب شدند.

ویژگی‌های زمان-فرکانس از قسمت‌های ۳۰ ثانیه‌ای از سیگنال EEG مطابق روال توضیح داده شده در بخش‌های پیشین استخراج شدند. بعد از استخراج ویژگی، هر ویژگی به مقداری از آن ویژگی تقسیم شد که ۷۵٪ مقادیر آن ویژگی از آن کوچک‌ترند.

همان‌طور که گفته شد تعداد بردارهای ویژگی در هر مرحله مساوی در نظر گرفته شد تا نامساوی بودن این تعداد روی نتایج حاصل اثر نگذارد. در این حالت کل بردارهای ویژگی ۱۲۱۵ بردار است که ما از ۷۰٪ این بردارها یعنی ۸۵۰ بردار ویژگی برای آموزش شبکه عصبی استفاده کردیم. چون بردارهای ویژگی موجود برای آموزش شبکه عصبی کم است، از شبکه عصبی SOM با ابعاد نگاشت خروجی  $10 \times 10$  استفاده شد. برای آموزش، بردارهای ویژگی به شبکه عصبی SOM داده شدند. چون تعداد بردارهای ویژگی به طور کلی کم بود بعد از آموزش شبکه، کل مثال‌های آموزش و آزمون به شبکه عصبی آموزش دیده اعمال شد. در شکل ۳ خروجی شبکه مربوط به مثال‌های استخراج شده از مراحل مختلف خواب دیده می‌شود. مقدار تیرگی هر خانه از این شکل‌ها میزان (تعداد نسبی) فعال شدن آن را نشان می‌دهد.

برای به دست آوردن نگاشت  $\phi$ ، مقدار اولیه  $\omega_k$ ها به صورت تصادفی انتخاب می‌شود سپس بردارهای ورودی را یکی پس از دیگری به ورودی اعمال کرده فاصله اقلیدسی آنها را با تمام  $\omega_k$ ها به دست می‌آوریم و عنصر  $i$  از ماتریس  $B$  را که کمترین فاصله را با بردار ورودی دارد انتخاب می‌نمائیم. سپس با در نظر گرفتن یک همسایگی در اطراف  $i$  بردار وزن نرون‌های خروجی را که در این همسایگی قرار می‌گیرند با رابطه (۱۹) تغییر می‌دهیم:

$$\omega_j(n+1) = \omega_j(n) - \eta(n)\pi_{ij}(n)(x(n) - \omega_j(n)) \quad (19)$$

در این رابطه  $\eta(n)$  ضریب یادگیری و  $\pi_{ij}(n)$  تابع همسایگی پیرامون نرون برنده است که به صورت روابط (۲۰) و (۲۱) هستند. طبق این روابط، بردار وزن نرون‌هایی که در فاصله دورتری از نرون برنده قرار دارند، کمتر تغییر می‌کند و بردار وزن نرون برنده بیشترین تغییرات را دارد [۱۹].

$$\eta(n) = \eta_0 \exp\left(-\frac{n}{\tau_2}\right) \quad (20)$$

$$\pi_{ij} = \exp\left(-\frac{d_{ij}^2}{2\sigma^2}\right) \quad (21)$$

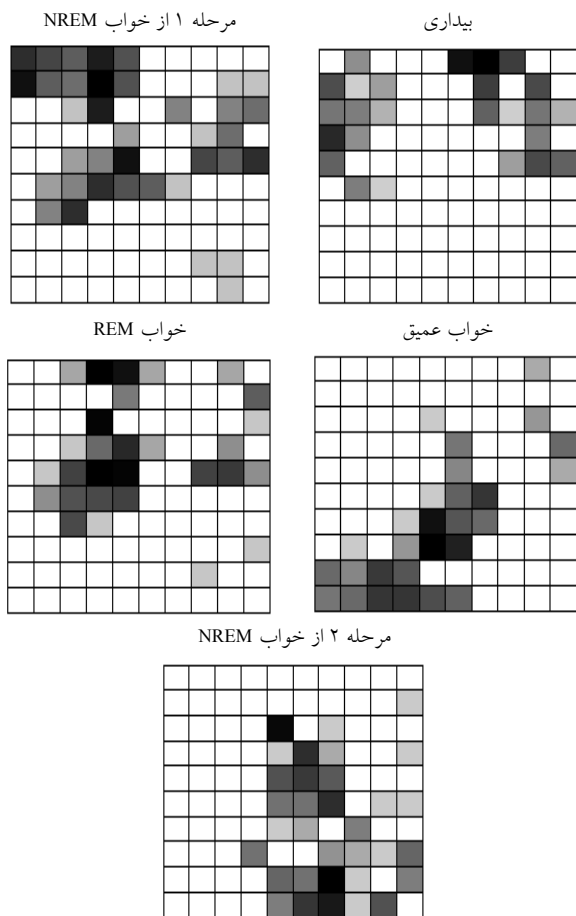
مطابق رابطه (۲۰) ضریب یادگیری با گذشت زمان کوچک می‌شود. در رابطه (۲۱)،  $d_{ij}$  یک تابع فاصله به عنوان مثال فاصله اقلیدسی است و  $\sigma$  به صورت رابطه (۲۲) است:

$$\sigma(n) = \sigma_0 \exp\left(-\frac{n}{\tau_1}\right) \quad (22)$$

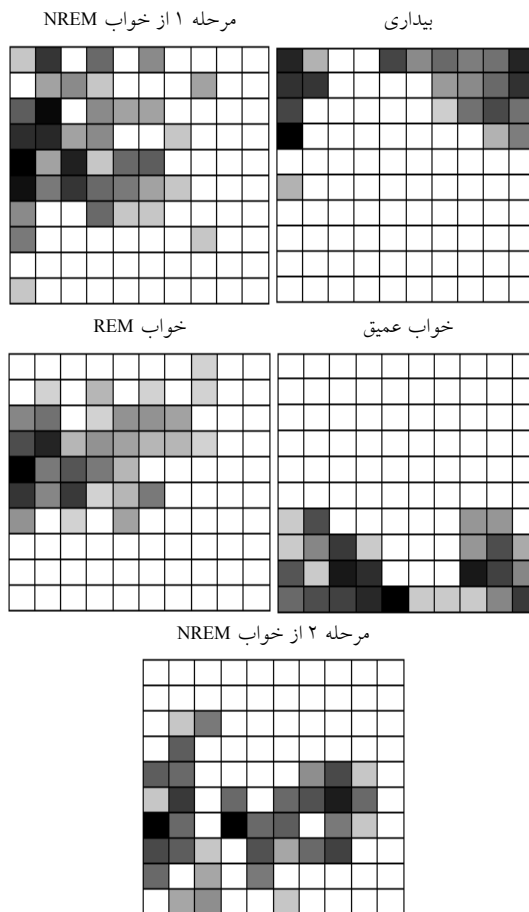
به طور کلی آموزش زمانی متوقف می‌شود که یا ضریب یادگیری به صفر برسد یا شعاع همسایگی با کوچک شدن به یک نرون برسد یا تمام بردارهای مثال به شبکه اعمال شده باشند. بعد از آموزش، هر نرون در خروجی و نرون‌های



۷۰٪ مثال‌ها برای آموزش شبکه استفاده شدند. داده‌های آموزش به شبکه عصبی SOM با ساختار قبلی داده شد. بعد از آموزش، میانگین هر سه بردار مجاور (سه بردار که از سه قسمت ۱۰ ثانیه‌ای از یک قسمت ۳۰ ثانیه‌ای که به‌وسیله پزشک به یک مرحله خواب اختصاص داده شده است) از کل مثال‌ها (یعنی مثال‌هایی که در آموزش استفاده شدند و مثال‌های آزمون)، به شبکه اعمال شد که خروجی شبکه عصبی در مراحل مختلف خواب در شکل ۴ دیده می‌شود. مقدار تیرگی هر خانه از این شکل‌ها میزان (تعداد نسبی) فعال شدن آن را نشان می‌دهد.



شکل ۴- ویژگی‌های فرکانسی و زمانی که توسط شبکه عصبی SOM به فضای دو بعدی نگاشت شده‌اند. میزان تیرگی هر خانه متناسب با تعداد نسبی فعال شدن نرون مربوط در خروجی شبکه SOM است. خروجی برای مجموعه آموزش و آزمون (کل بردارهای ویژگی) رسم شده است.



شکل ۳- ویژگی‌های به‌دست آمده از تبدیل موجک که توسط شبکه عصبی SOM به فضای دو بعدی نگاشت شده‌اند. میزان تیرگی هر خانه با تعداد نسبی فعال شدن نرون مربوط در خروجی شبکه SOM متناسب است. خروجی برای مجموعه آموزش و آزمون (کل بردارهای ویژگی) رسم شده است.

به طور معمول طبقه‌بندی شهودی مراحل خواب به‌وسیله پزشک در بازه‌های زمانی ۳۰s انجام می‌شود. ویژگی‌های موجک در قسمت قبل نیز در بازه‌های زمانی ۳۰s استخراج شدند. تحقیقات نشان داده‌اند که سیگنال EEG در زمان خواب در بازه‌های زمانی بیشتر از ۱۰s غیرایستا و غیرخطیست [۲۰]. روش‌هایی که برای استخراج ویژگی‌های فرکانسی استفاده شده‌اند به طولی از سیگنال قابل اعمال‌اند که سیگنال در آن بازه ایستا<sup>۳۳</sup> باشد. بنابراین، ویژگی‌های فرکانسی و زمانی که قبلاً معرفی شدند از قسمت‌های ۱۰ ثانیه‌ای از سیگنال EEG استخراج شدند. در اینجا نیز مانند قسمت قبل هر ویژگی به مقداری از آن ویژگی که ۷۵٪ مقادیر ویژگی مربوطه، از آن کوچک‌ترند، تقسیم شد. سپس

<sup>33</sup> Stationary

جدول ۴- ضرایب همبستگی الگوی آتش نرون‌ها در مراحل مختلف خواب برای نتایج نشان داده شده در شکل ۳

R	۴ و ۳	۲	۱	W	
۰	۰	۰	۰	۱/۰۰	W
۰/۴۱	۰	۰	۱/۰۰	۰	۱
۰	۰/۱۷	۱/۰۰	۰	۰	۲
۰	۱/۰۰	۰/۱۷	۰	۰	۴ و ۳
۱/۰۰	۰	۰	۰/۴۱	۰	R

جدول ۵- ضرایب همبستگی الگوی آتش نرون‌ها در مراحل مختلف خواب برای نتایج نشان داده شده در شکل ۴

R	۴ و ۳	۲	۱	W	
۰/۱۰	۰	۰	۰/۱۴	۱/۰۰	W
۰/۷۱	۰	۰/۲۳	۱/۰۰	۰/۱۴	۱
۰/۱۶	۰/۱۲	۱/۰۰	۰/۲۳	۰	۲
۰	۱/۰۰	۰/۱۲	۰	۰	۴ و ۳
۱/۰۰	۰	۰/۱۶	۰/۷۱	۰/۱۰	R

در این پژوهش، ویژگی‌ها از یک کانال سیگنال EEG استخراج شدند. با دقت در نگاشت‌های حاصل مشاهده می‌شود که همپوشانی زیادی بین مراحل مختلف خواب و بیداری وجود دارد. این امر نشان می‌دهد که یک کانال سیگنال EEG برای جدا کردن کامل مراحل خواب کافی نیست. به همین دلیل پزشکان متخصص خواب نیز از چند کانال سیگنال EEG، سیگنال EMG عضلات چانه و سیگنال EOG برای طبقه‌بندی شهودی مراحل خواب استفاده می‌کنند حتی گاهی اوقات از فیلمبرداری بیمار در هنگام خواب نیز برای تشخیص مراحل خواب استفاده می‌کنند.

همان‌طور که در جدول ۱ مشاهده می‌شود کمترین تعداد قسمت‌های ۳۰ ثانیه‌ای بدون اغتشاش مربوط به مرحله بیداری است. پیش از این گفته شد که برای اینکه نامساوی بودن بردارهای ویژگی در بیداری و مراحل مختلف خواب روی نگاشت حاصل اثر نگذارد، بردارهای ویژگی در هر مرحله خواب به تعداد بیداری (یعنی ۲۴۳) انتخاب شدند. به منظور بررسی این مسئله که در فضای دوبعدی بزرگ‌تر همپوشانی بین مراحل خواب به چه صورت تغییر می‌کند، از یک نگاشت ۲۰×۲۰ استفاده شد. وقتی که ابعاد نگاشت

شایان توجه است که برای اینکه نتایج مربوط به ویژگی‌های استخراج شده از طریق تبدیل موجک با نتایج مربوط به ویژگی‌های استخراج شده به وسیله روش‌های زمانی و فرکانسی قابل مقایسه باشد؛ هر دو سری ویژگی‌ها از قسمت‌های ۳۰ ثانیه‌ای یکسان استخراج شدند.

با دقت در نگاشت دوبعدی به دست آمده دیده می‌شود که خواب REM و مرحله ۱ از خواب NREM به ناحیه تقریباً مشابهی نگاشت شده‌اند که از تعاریف موجود در فیزیولوژی خواب که در قسمت مقدمه نیز به آنها اشاره شد همین انتظار را داشتیم. خواب عمیق و بیداری نیز به دو ناحیه جدا از یکدیگر نگاشت شده‌اند. مرحله ۲ با سایر مراحل خواب همپوشانی دارد که این همپوشانی می‌تواند به دلیل وجود الگوهای با ویژگی‌های متفاوت مانند دوک‌های خواب و کمپلکس‌های K در این مرحله باشد. با مقایسه شکل‌های ۳ و ۴ مشاهده می‌شود که گرچه مجموعه ویژگی‌های WPT استخراج شده در جدا کردن مراحل خواب، کمی مؤثرتر هستند. اما هر دو مجموعه ویژگی هنگامی که با استفاده از شبکه SOM به فضای نگاشت دوبعدی نگاشته می‌شوند، می‌توانند به خوبی قابلیت تفکیک مراحل خواب را به وسیله این ویژگی‌ها نشان دهند و نشان می‌دهند که با مشاهده الگوی آتش شدن نرون‌های خروجی شبکه SOM در مراحل مختلف خواب می‌توان به مراحل خواب پی برد.

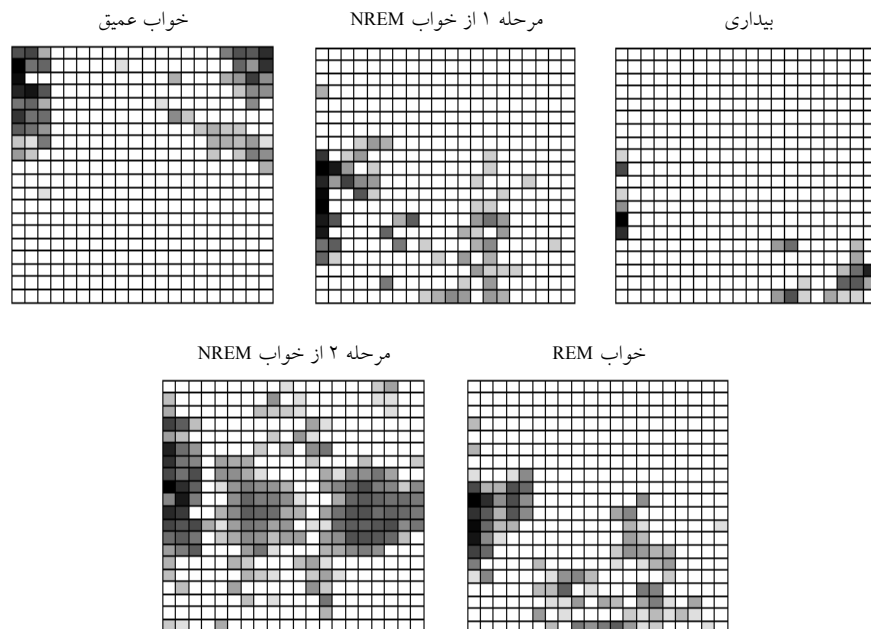
برای ارزیابی کمی این الگوها پس از آستانه‌گذاری نسبی، میزان آتش شدن نرون‌های خروجی در این الگوها (میزان تیرگی نسبی هر خانه در شکل‌های ۳ و ۴) با مقدار ۰/۵ مقدار ضریب همبستگی الگوهای آتش شدن نرون‌ها در مراحل مختلف خواب برای نتایج نشان داده شده در شکل‌های ۳ و ۴ در جداول ۴ و ۵ دیده می‌شوند. با مقایسه این جداول می‌توان دریافت که هر دو گروه ویژگی قادرند مراحل خواب عمیق، بیداری و مرحله REM را تفکیک کنند. اما در تفکیک مراحل دشوارتر از جمله تفکیک مراحل REM و بیداری از مرحله ۱ گروه ویژگی‌های WPT، بهتر عمل می‌کنند.

می‌دهد. مقدار تیرگی هر خانه از این شکل‌ها میزان (تعداد نسبی) فعال شدن آن را نشان می‌دهد. همان‌طور که مشاهده می‌شود در این حالت نیز بیداری و خواب عمیق به دو ناحیه جدا از هم نگاشت شده‌اند. مرحله ۱ از خواب NREM و خواب REM به ناحیه تقریباً مشابهی نگاشت شده‌اند و مرحله ۲ با سایر مراحل خواب و بیداری همپوشانی دارد. شایان ذکر است که پیاده‌سازی، به‌وسیله نرم‌افزار MATLAB-R2006a انجام شده است.

### ۷- نتیجه‌گیری

در این تحقیق دو دسته ویژگی استخراج شد که عبارت‌اند از: ۱. ویژگی‌هایی که از روی ضرایب موجک محاسبه شدند؛ ۲. ویژگی‌های فرکانسی و زمانی. قبلاً از این ویژگی‌ها در مطالعات مربوط به تحلیل خودکار خواب استفاده شده است. این ویژگی‌ها به‌وسیله شبکه عصبی SOM به فضای دوبعدی نگاشت شدند. نگاشت به‌دست آمده از این نظر که به صورت دوبعدیست قابل بررسی و مقایسه با چشم است.

افزایش می‌یابند؛ پارامترهای مجهول شبکه عصبی زیاد می‌شوند در نتیجه باید بردارهای ویژگی بیشتری برای آموزش شبکه عصبی استفاده شود. بنابراین در ادامه، صرف‌نظر از اینکه ممکن است نامساوی بودن تعداد بردارهای ویژگی در بیداری و مراحل مختلف خواب روی نتایج حاصل اثر بگذارد، دسته اول ویژگی‌ها یعنی ویژگی‌های حاصل از تبدیل موجک از کل داده‌های موجود در جدول ۱ استخراج شدند که شامل ۲۴۳ از بیداری، ۴۶۸ از خواب مرحله ۱، ۲۹۷۴ از مرحله ۲، ۱۱۴۹ از خواب عمیق و ۱۳۵۳ بردار ویژگی از خواب REM هستند که در مجموع ۶۱۸۷ بردار ویژگی از بیداری و کل خواب است. سپس مانند قسمت‌های قبل، بعد از نرمالیزه کردن بردارهای ویژگی، ۷۰٪ بردارها از هر مرحله برای آموزش شبکه عصبی استفاده شد. کل مثال‌ها، چه آنهایی که برای آموزش شبکه عصبی استفاده شده بودند و چه آنهایی که در مرحله آموزش استفاده نشده بودند؛ بعد از آموزش به شبکه آموزش دیده داده شدند. شکل ۵ پاسخ شبکه عصبی SOM با ابعاد نگاشت  $20 \times 20$  به بردارهای ویژگی در مراحل مختلف خواب و بیداری را نشان



شکل ۵- ویژگی‌های به‌دست آمده از تبدیل موجک به‌وسیله شبکه عصبی SOM به فضای دوبعدی نگاشت شده‌اند. میزان تیرگی هر خانه متناسب با تعداد نسبی فعال شدن نرون مربوطه در خروجی شبکه SOM است. کل بردارهای ویژگی موجود در جدول ۱ استفاده شدند. خروجی برای مجموعه آموزش و آزمون (کل بردارهای ویژگی) رسم شده است.

- [3] Shepard J.W. (Ed.), Atlas of Sleep Medicine. Mount Kisco, NY: Futura Publishing Co., 1991: 51-80.
- [4] Thakor N., Tong S., Advances Quantitative Electroencephalogram Analysis Methods; Biomedical Engineering Department, 2004; 6: 453-495.
- [5] Durka P., Malinowska U., Szelenberger W., Wakarow A., Blinowska K; High resolution parametric description of slow wave sleep; Neuroscience Methods, 2005; 147: 15-21.
- [6] Acir N., Guzelis. C., Automatic recognition of sleep spindles in EEG by using artificial neural networks; Expert Systems with Applications, 2004; 27: 451-458.
- [7] Ventouras E., Monoyiou E., Ktonas P., Paparrigopoulos T., Dikeos D., Uzunoglu N., Soldatos, C., Sleep spindle detection using artificial neural networkstrained with filtered time-domain EEG: A feasibility study; Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2005; 78: 191-207.
- [8] Acharya R., Faust O., Kannathal N., Chua T., Laxminarayan S; Non-Linear analysis of EEG signal at various sleep stages; Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2005; 80: 37-45.
- [9] Li J., Du Y., Zhao L., Sleep Study with Wavelet time-frequency Analysis; IEEE, EMBS, 2005; 872-875.
- [10] Oropesa E., Cycon H., Jobert M., Sleep Stage Classification using Wavelet Transform and Neural Network; International Computer Science Institute; 1999.
- [11] Kiyimik M., Akin M., Subasi A., Automatic recognition of alertness level by using wavelet transform and artificial neural network; Neuroscience Methods; 2004; 139: 231-240.
- [12] Subasi A., Automatic recognition of alertness level from EEG by using neural network and wavelet coefficients; Expert Systems with Applications; 2005; 28: 701-711.
- [13] Estrada E., Nazeran H., Nava P., Behbehani K., Burk J., Lucas E., EEG Feature extraction for classification of Sleep Stages; in Proc. IEEE, EMBS, 2004: 196-199.
- [14] Van Hese P., Philips W., Koninck J., Van de Walle R., Lemahieu I., Automatic Detection of Sleep Stages using the EEG; in Proc. IEEE, EMBS, 2001: 1944-1947.
- [15] Barragan J., Estrada E., Nava P., Nazeran H., EEG-based Classification of Sleep Stages Using Artificial Neural Networks; Proceedings of the 27 international workshop on biomedical signal interpretation; 2005.
- [16] Mogosso E., Provini. F., Montagna P., Ursino M., A wavelet based method for automatic detection of slow eye movements, Medical Engineering and physics, 2006: 860-875.
- [17] Burrus C., Gopinath R., Guo H., Introduction to wavelets and wavelet transforms; Prentice Hall Pub, 1998: 10-40.
- [18] Durka P., Malinowska U., Szelenberger U., Wakarow A., Blinowska K., High resolution parametric description of slow wave sleep, J. Neuroscience Methods, 2005; 147: 15-21.
- [19] Haykin S., Neural Networks, A Comprehensive Foundation; Prentice Hall International Editions, 1999: 352-472.
- [20] Olbrich E., Achermann P., Meier P., Dynamics of human sleep EEG; Neuro computing; 2003; 52-54: 857-862.

با توجه به پاسخ شبکه در مراحل مختلف خواب، دیده شد که این ویژگی‌ها در جدا کردن خودکار مراحل خواب بسیار مفید هستند. همچنین مشاهده شد که جدا کردن مرحله ۱ از خواب NREM و خواب REM به وسیله سیگنال EEG به تنهایی امکان‌پذیر نیست زیرا اطلاعات استخراج شده از سیگنال EEG در این دو حالت به یک ناحیه نگاشت شده‌اند. به همین ترتیب دیده شد که ویژگی‌های استخراج شده از مرحله ۲ خواب با سایر مراحل همپوشانی دارد که می‌تواند به دلیل وجود الگوهای با ویژگی‌های متفاوت از جمله دوک‌های خواب و کمپلکس‌های K در این مرحله باشد. تمامی این یافته‌ها منطبق با تعاریف مربوط به فیزیولوژی خواب هستند. با دقت در نگاشت‌های حاصل، به نظر می‌رسد که ویژگی‌های استخراج شده از روی ضرایب موجک در جدا کردن خودکار مراحل خواب مفیدترند. زیرا نگاشت‌های به دست آمده از ویژگی‌های فرکانسی و زمانی، در بیداری و مراحل مختلف خواب همپوشانی بیشتری با یکدیگر دارند.

به‌طور کلی در این پژوهش از یک کانال سیگنال EEG برای استخراج ویژگی استفاده شده است در ادامه می‌توان از اطلاعات تعداد بیشتری کانال سیگنال EEG و همچنین سیگنال‌های EMG و EOG استفاده کرد و نتایج را با این حالت مقایسه کرد.

همان‌طور که گفته شد در این تحقیق، قسمت‌های شامل اغتشاش به صورت دستی کنار گذاشته شدند که در آینده می‌توان امکان حذف خودکار اغتشاشات را در سیستم طراحی شده ایجاد کرد.

## مراجع

- [1] Rechtschaffen K.A. (Eds.), A Manual of standardized Terminology, Techniques and Scoring System for Sleep Stages of Human Subjects; Public Health Service, S. Government Printing Office, Washington, DC, 1968.
- [2] Niedermeyer E., Lopes Da Silva F., Electroencephalography: basic principles, clinical applications and related fields; 3rd Ed; William & Wilkins; Part 2: Chapter 9-11, 1993.