

فصلنامه علمی پژوهشی بیهوشی و درد، دوره ۸، شماره ۱، پاییز ۱۳۹۶

## ارائه یک روش برچسب گذاری سیگنال‌های مغزی به منظور طبقه‌بندی حالت‌های مختلف بیهوشی



سید عابد حسینی<sup>۱\*</sup>

۱. استادیار، مرکز تحقیقات مهندسی پزشکی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد مشهد، مشهد، ایران.

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۶/۷/۲۹

تاریخ بازبینی: ۱۳۹۶/۷/۹

تاریخ دریافت: ۱۳۹۶/۶/۳

### چکیده

**زمینه و هدف:** این پژوهش یک چهارچوب محاسباتی برای طبقه‌بندی حالت‌های مختلف بیهوشی نظیر بیداری، بیهوشی سبک و بیهوشی عمومی به کمک سیگنال مغزی EEG و پارامترهای محیطی ارائه می‌دهد.

**مواد و روش‌ها:** تفکیک حالت‌های مختلف بیهوشی توسط مراحل شامل جمع‌آوری داده، پیش پردازش، فرآیند جدید برچسب زدن سیگنال EEG، انتخاب طول پنجره‌ی مناسب تحلیل توسط الگوریتم ژنتیک، استخراج ویژگی توسط پارامترهای جورث، آنتروپی تقریبی، بُعد فرکتال پتروشن، نمای هرست، بزرگ‌ترین نمای لیاپانوف، پیچیدگی لمپل زیو، بُعد همبستگی و ضرایب موجک دابشیز، بهنجار سازی ویژگی‌ها، انتخاب ویژگی‌های برتر توسط تحلیل مؤلفه‌های اصلی پراکنده‌ی نامنفی و طبقه‌بندی توسط شبکه‌ی عصبی تابع مبنای شعاعی انجام می‌شود. فرآیند الصاق برچسب صحیح، توسط نظر فرد خبره و تحلیل کیفی و کمی پارامترهای استخراج‌شده از دستگاه‌های محرک عصبی محیطی، پالس‌اکسی‌متری، فشارسنجی و زمان تزریق دارو صورت می‌گیرد.

**یافته‌ها:** نتایج پژوهش نشان می‌دهد خروجی شبکه برای تشخیص حالت بیداری، بیهوشی سبک و بیهوشی عمومی به ترتیب به درصد‌های صحت ۹۳/۹۸، ۹۸/۶۲ و ۹۹/۳۲ رسیده است. بنابراین مدل پیشنهادی در طبقه‌بندی حالت‌های مختلف بیهوشی به درصد صحت متوسط ۹۷/۳ رسیده است.

**نتیجه‌گیری:** در نهایت مشاهده می‌شود روش پیشنهادی بازنمایی خوبی از رفتار مغز در حالت‌های مختلف بیهوشی دارد.

**واژه‌های کلیدی:** حالت‌های مختلف بیهوشی، برچسب زدن سیگنال مغزی، تحلیل غیرخطی، سیگنال‌های مغزی.

### مقدمه

تزریق شود، ممکن است به کما رود و اگر کم‌تر از حد مجاز تزریق شود، ممکن است دچار مشکل‌های روانی ناشی از یادآوری عمل جراحی شود<sup>(۲)؛</sup> در این حالت به دلیل تزریق داروهای شل‌کنندگی عضلانی، بیمار قادر به انجام عکس‌العملی نیست. امکان وقوع بیداری در هنگام عمل جراحی و به یادآوری

تخمین عمق بیهوشی و سطح هوشیاری در هنگام عمل جراحی، یکی از مسئولیت‌های متخصص بیهوشی بوده و به‌عنوان یکی از مسائل مهم حوزه‌ی پزشکی به شمار می‌آید. عواقب ناشی از عدم تخمین صحیح بسیار ناگوار است<sup>(۱)</sup>. اگر داروی بیهوشی بیش از حد مجاز به بیمار

نویسنده مسئول: سید عابد حسینی، استادیار، مرکز تحقیقات مهندسی پزشکی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد مشهد، مشهد، ایران.

پست الکترونیک: Hosseyani@mshdiau.ac.ir

خواب‌آلودگی و در نهایت گستره‌ی بین ۹۰ تا ۱۰۰ بیانگر حالت بیدار طبیعی است. CSI از چهار ویژگی فرکانسی و زمانی به‌عنوان ورودی یک سامانه‌ی استنتاج عصبی-فازی تطبیقی (ANFIS) استفاده می‌کند<sup>(۱۱)</sup>. تجزیه و تحلیل سیگنال EEG در هنگام عمل جراحی به‌منظور نظارت بر عمق بیهوشی به دلیل کاهش مصرف داروهای بیهوشی موجب به هوش آمدن سریع‌تر و کاهش عوارض جانبی می‌شود<sup>(۱۲) (۱۳)</sup>.

تاکنون روش‌های مختلفی برای سنجش عمق بیهوشی پیشنهاد شده است. اسنو در سال ۱۸۴۷ بیهوشی با مواد مخدر را در پنج مرحله تعریف کرد<sup>(۱۴)</sup>. آرتوسو در سال ۱۹۵۴ مراحل بیهوشی را به سه مرحله دسته‌بندی کرد<sup>(۱۵)</sup>. ولبریدج در سال ۱۹۵۷ بیهوشی را به چهار بخش، شامل مسدود کردن حسگرها، بخش‌های حرکتی، عکس‌العمل‌های خودبه‌خودی و از بین بردن هوشیاری، تقسیم‌بندی کرد (برگرفته از<sup>(۱۶)</sup>). به‌طور کلی سه دسته مطالعه باهدف سنجش عمق بیهوشی مبتنی بر سیگنال‌های EEG انجام گرفته است. دسته‌ی اول به استخراج ویژگی‌های مختلف در دسته‌بندی سطوح مختلف بیهوشی پرداخته‌اند. دسته‌ی دوم به مقدار همبستگی مشاهده‌شده بین پارامترهای به‌دست‌آمده از سیگنال EEG و غلظت گازهای بیهوشی پرداخته‌اند. دسته‌ی سوم به ارائه‌ی شاخصی برای تخمین عمق بیهوشی پرداخته‌اند. اسکوندر و همکارانش در سال‌های ۱۹۹۶ و ۱۹۹۸<sup>(۱۷) (۱۸)</sup> به تحلیل طیف توان سیگنال EEG با افزایش مقدار مجاز برخی داروهای بیهوشی پرداختند. آن‌ها متوسط و انحراف معیار ویژگی‌های فرکانسی نظیر فرکانس لبه‌ی طیفی و توان نسبی باندهای فرکانسی را در غلظت‌های مختلف دارو گزارش کردند. شینگ‌شی و همکارانش در سال ۱۹۹۹<sup>(۱۹)</sup> یک الگوریتم فازی خودسازمان‌ده مبتنی بر سلسله‌مراتب را برای تخمین عمق بیهوشی پیشنهاد دادند. نتایج آزمایش‌های بالینی آن‌ها نشان می‌دهد این سامانه نظارت خوبی در تخمین عمق بیهوشی دارد. خلیل‌زاده در سال ۱۳۷۸<sup>(۲۰)</sup> یک روش کمی‌سازی

بیمار در حدود ۰/۲ تا ۳ درصد برآورد شده است، اما در برخی عمل‌های جراحی نظیر قلب باز، تصادف‌ها، سزارین و برای برخی بیمارها که حالت همودینامیک ناپایدار دارند این میزان به بیش از ۴۰ درصد افزایش می‌یابد. بنابراین پژوهشگران روی یافتن راه‌حل قابل‌اطمینان و غیرتهاجمی برای نمایش عمق بیهوشی در کاربردهای بالینی تلاش می‌کنند<sup>(۲)</sup>. عمق بیهوشی مناسب زمانی حاصل می‌شود که سه عامل هوشبری، ضد دردی و ضد واکنشی خودکار و عضلانی ایجاد شود<sup>(۵)</sup>. بدین منظور باید سه‌گام زیر انجام شود: (۱) جلوگیری از انتقال پیام‌ها به مغز، (۲) جلوگیری از یادآوری رخداد‌های حافظه و (۳) جلوگیری از پاسخ‌های خودکار در مواجهه با برخی عوامل نظیر برش. هوشبرهای استنشاقی عموماً سه مورد ذکرشده را انجام می‌دهند.

بیمار در واحد مراقبت ویژه معمولاً از سطح استرس بالایی برخوردار است، بنابراین تجویز تسکین‌دهنده‌های درد و آرام‌سازی لازم است. از آنجاکه هدف داروهای بیهوشی تأثیر بر سامانه‌ی اعصاب مرکزی است، سیگنال‌های مغزی نظیر الکتروانسفالوگرافی (EEG) به دلیل غیرتهاجمی بودن مورد توجه پژوهشگرها قرار گرفته است<sup>(۶)</sup>. در سال‌های اخیر جامعه‌ی بیهوشی از نمایشگرهای هوشیاری مبتنی بر سیگنال EEG استفاده می‌کنند<sup>(۷)</sup>. این نمایشگرها معمولاً یکی از دو شاخص، دارای استاندارد سازمان غذا و دارو آمریکا، بنام‌های دو طیفی (BIS) و وضعیت قشر مغز (CSI) برای سنجش عمق بیهوشی استفاده می‌کنند<sup>(۸)</sup>. پژوهش‌های بالینی نشان داده‌اند که مقادیر CSI و BIS همبستگی خوبی با یکدیگر دارند<sup>(۹)</sup>.

خروجی شاخص‌های ذکرشده عددی بین صفر تا صد بوده و معیاری برای سنجش سطح هوشیاری تا بیهوشی هستند<sup>(۷) (۱۰)</sup>. صفر بودن شاخص بیانگر عدم فعالیت مغز، گستره‌ی بین صفر تا ۱۰ بیانگر نزدیک به کُما، گستره‌ی بین ۱۰ تا ۴۰ بیانگر بیهوشی عمیق، گستره‌ی بین ۴۰ تا ۶۰ بیانگر بیهوشی عمومی، گستره‌ی بین ۶۰ تا ۸۰ بیانگر بیهوشی سبک، گستره‌ی بین ۸۰ تا ۹۰ بیانگر حالت

بیداری، بیهوشی سبک، بیهوشی عمومی و عدم فعالیت مغزی پرداخته است. این پژوهش یک شاخص مبتنی بر پایگاه قوانین فازی ارائه داده است که همبستگی خوبی با شاخص CSI دارد.

وثوقی‌خزائی در سال ۱۳۸۵<sup>(۱۶)</sup> از پتانسیل‌های برانگیخته‌ی شنوایی به‌عنوان یک نشانگر در سنجش عمق بیهوشی با داروی پروپوفول (با نام تجاری دیپریوان) استفاده کرده است. سیگنال EEG به‌صورت یک کانال تفاضلی از محل پیشانی و ماستوئید و هم‌زمان با اعمال تحریک صوتی به هر دو گوش ۲۰ بیمار مرد تحت عمل جراحی بای‌پس عروق کرونر (CABG) ثبت شده است. در نهایت این پژوهش یک شاخص عمق بیهوشی ارائه داده است. جاسپین و همکارانش در سال ۲۰۰۷<sup>(۲۴)</sup> به مطالعه‌ی رفتار سیگنال‌های EEG در تخمین عمق بیهوشی پرداختند. نتایج آن‌ها برای تخمین عمق بیهوشی امیدوار کننده بوده است.

نگوین‌کی و همکارانش در سال ۲۰۱۰<sup>(۲۵)</sup> یک رویکرد مبتنی بر میانگین متحرک برای نظارت بر عمق بیهوشی پیشنهاد دادند. نتایج پژوهش نشان می‌دهد وقتی کیفیت سیگنال ضعیف است، همبستگی بهتری با نتایج بالینی دارد. همچنین نگوین‌کی و همکارانش در سال ۲۰۱۱<sup>(۲۶)</sup> یک شاخص دیگر برای ارزیابی عمق بیهوشی ارائه دادند. روش آن‌ها شامل طول پنجره‌ی تطبیقی، ضرایب موجک و چگالی طیف توان بود. آن‌ها نشان دادند که کمک ضرایب موجک می‌تواند گذر از هوشیاری به بیهوشی را نزدیک به پردازش بلادرنگ تحلیل کرد. در نهایت نگوین‌کی و همکارانش در سال ۲۰۱۳<sup>(۲۷)</sup> یک شاخص مبتنی بر روش‌های بیزین را برای تخمین عمق بیهوشی به کمک سیگنال‌های EEG اخذ شده از ۲۵ بیمار ارائه دادند. نتایج نشان می‌دهد این شاخص می‌تواند به تخمین حالت‌های خواب‌آوری با صحت خوبی پردازد. کورتلاینین و همکارانش در سال ۲۰۱۱<sup>(۲۸)</sup> یک روش برای جداسازی اثرات پروپوفول و یک مخدر مافوق اثر بنام رمی‌فنتانیل (با نام تجاری اولتیوا) را به کمک

پتانسیل‌های مغزی به‌منظور تعیین سطح هوشیاری را پیشنهاد داد. این سامانه دارای سه بخش اصلی پیش‌پردازش، استخراج ویژگی توسط مدل خود برگشتی (AR) و طبقه‌بندی کننده است. این پژوهش با ارائه الگوی مناسبی از پیش‌پردازش و تأثیر آن بر مدل‌سازی AR به تحلیل سیگنال EEG پرداخته است؛ نتایج پژوهش نشان می‌دهد که اجرای مناسب این بخش سبب بهبود کیفی و کمی شده و علاوه بر افزایش دقت، به علت کاهش حجم داده‌ها سرعت محاسبات را افزایش می‌دهد. در این راستا تخمین رتبه‌ی بهینه‌ی مدل و استخراج ویژگی‌ها نیز صورت گرفته است. ارزیابی شهودی ویژگی‌ها حاکی از تغییرات هماهنگ آن‌ها با عوامل مؤثر بر سطح هوشیاری یعنی داروی هوشیر و تحریک دردناک است. برای ارزیابی کمی ویژگی‌های برتر از دو روش تحلیل پراش چندمنظوره و تحلیل تفکیکی قدم‌به‌قدم مبتنی بر قابلیت تفکیک حالت‌های هوشیاری استفاده شده است. نتایج نشان می‌دهد روش ارائه‌شده در پیشگویی پاسخ حرکتی به تحریک دردناک به تفکیک کامل ۱۰۰ درصد و در تفکیک کلیه‌ی حالت‌های هوشیاری به صحتی بیش از ۹۲ درصد رسیده است.

ژانگ و همکارانش در سال ۲۰۰۱<sup>(۲۱)</sup> یک روش برای یافتن رابطه‌ی بین الگوهای سیگنال EEG و تخمین عمق بیهوشی به کمک الگوریتم پیچیدگی لمپل-زیو ارائه دادند. نتایج آن‌ها نشان می‌دهد این ویژگی برای تخمین عمق بیهوشی در شرایط بالینی مناسب است. روزی‌پال در سال ۲۰۰۱<sup>(۲۲)</sup> ویژگی‌های استخراجی مختلف از سیگنال EEG نظیر آنتروپی شرطی، آنتروپی شرطی اصلاح‌شده، آنتروپی تقریبی، آنتروپی فرآیند گوسی و آنتروپی طیفی را با ویژگی فرکانس لبه‌ی طیفی و شاخص BIS مقایسه کرده است. از هر یک از ویژگی‌ها برای طبقه‌بندی بین بیهوشی سبک از عمومی و همچنین بین بیهوشی سبک از بیداری استفاده کرده است. اسماعیلی در سال ۱۳۸۵<sup>(۲۳)</sup> با ثبت یک کانال تفاضلی سیگنال EEG از ۲۲ بیمار به طبقه‌بندی حالت‌های مختلف بیهوشی نظیر

لیاپانوف به روش روزن‌استاین<sup>(۴۰)</sup>، پیچیدگی لمپل-زیو<sup>(۴۱)</sup>، بُعد همبستگی به روش گراسبرگر و پروکاکسیا<sup>(۴۲)</sup>، و ضرایب موجک دابشیز<sup>(۴۴)</sup>، بهنجارسازی و ویژگی‌ها، انتخاب ویژگی‌های برتر توسط تحلیل مؤلفه‌های اصلی پراکنده‌ی نامنفی (NSPCA)<sup>(۴۵)</sup> و طبقه‌بندی توسط شبکه‌ی عصبی تابع مینای شعاعی (RBF). فرآیند الصاق برچسب صحیح توسط نظر فرد خبره و تحلیل کیفی و کمی پارامترهای استخراج‌شده از دستگاه‌های محرک عصبی محیطی (Xavant, South Africa)، پالس‌اکسی‌متری، فشارسنجی و زمان تزریق دارو صورت می‌گیرد. نوآوری اصلی این پژوهش ارائه یک روش جدید در برچسب زدن سیگنال EEG از روی تحلیل پارامترهای محیطی برای تفکیک بهتر حالت‌های مختلف بیهوشی است.

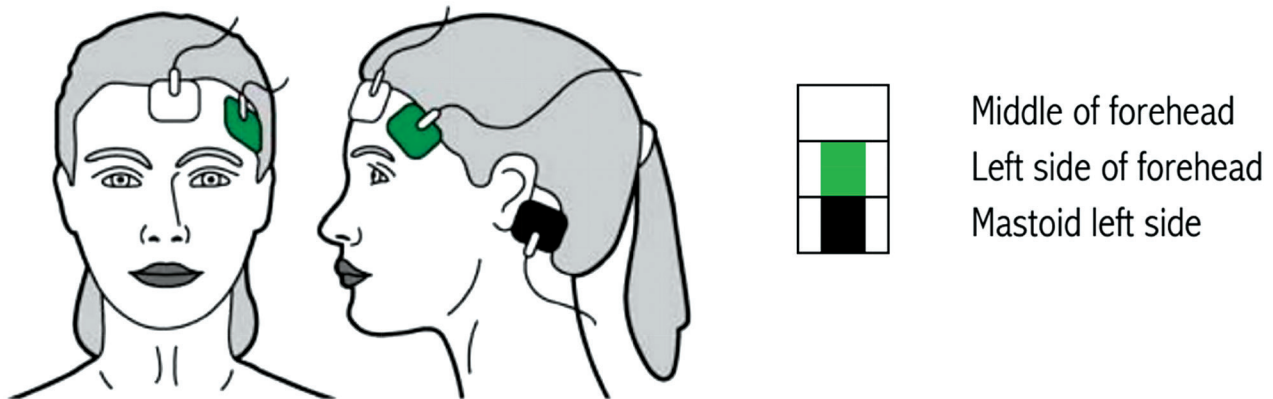
ساختار این پژوهش بدین صورت است که در بخش دوم به معرفی داده‌ی پژوهش پرداخته می‌شود. در بخش سوم به مواد و روش‌های پژوهش شامل فرآیند برچسب زدن سیگنال مغزی و تحلیل سیگنال مغزی پرداخته می‌شود. در بخش چهارم نتایج پژوهش آورده می‌شود و در نهایت به بحث و نتیجه‌گیری پرداخته می‌شود.

#### داده‌ی پژوهش

سیگنال EEG با دستگاه پایش حالت مغزی (CSM) مدل<sup>(۴۶)</sup> M1 و همچنین برای برخی از شرکت‌کننده‌ها با مدل M2 در اتاق عمل بیمارستان آموزشی شهدای تجریش تحت پوشش دانشگاه شهید بهشتی ثبت شده است (Danmeter, Denmark)<sup>(۱)</sup>. روش نمونه‌گیری آسان در این پژوهش استفاده شده است. سیگنال EEG به کمک سه الکتروود سطحی در محل‌های وسط پیشانی، سمت چپ پیشانی و ماستوئید سمت چپ از ۳۰ بیمار با نرخ نمونه‌برداری ۱۰۰ هرتز مطابق شکل ۱ ثبت شده است. لازم به ذکر است با توجه به امکانات و کیفیت داده، از سیگنال EEG 22 بیمار در تحلیل‌ها استفاده می‌شود.

ویژگی‌های طیفی از سیگنال EEG ارائه دادند. نتایج آن‌ها نشان می‌دهد که تشخیص حضور مخدرها به اثر تخمین زده‌شده‌ی پروپوفول به‌طور معناداری، تشخیص وضعیت بالینی بیمار را بهبود بخشیده است. حسینی در سال ۲۰۱۶<sup>(۲۹)</sup> به ارائه یک مدل محاسباتی با الهام از عملکرد مغز در حالت توجه انتخابی و کاربرد آن در تخمین عمق بیهوشی پرداختند. مدل پیشنهادشده توانسته بود در طبقه‌بندی حالت‌های مختلف بیهوشی نظیر بیداری، بیهوشی سبک و بیهوشی عمومی به صحت متوسط ۸۷/۶ درصد برسد.

چهاربا و همکارانش در سال ۲۰۱۶<sup>(۳۰)</sup> روش مانیتورینگ آنترویی طیفی را برای کودکان و بزرگسالان تحت بیهوشی ارائه دادند. هدف اصلی این پژوهش به هوش آمدن سریع‌تر بیمار از وضعیت بیهوشی عمومی بوده است. لی و همکارانش در سال ۲۰۱۷<sup>(۳۱)</sup> به سنجش عمق بیهوشی به کمک روش تحلیل نوسان‌های بدون تمایل (DFA) از روی سیگنال EEG پرداختند. نتایج تجربی نشان می‌دهد که روش آن‌ها می‌تواند با صحت وضعیت تخمین عمق بیهوشی را بر اساس سیگنال‌های EEG شناسایی کند. شالباف و همکارانش در سال ۲۰۱۷<sup>(۳۲)</sup> به سنجش عمق بیهوشی به کمک سیستم عصبی فازی تطبیقی پرداختند. نتایج این پژوهش نشان می‌دهد سیستم پیشنهادشده توانسته است به صحت ۹۳ درصد برای تفکیک حالت بیداری از بیهوشی عمومی دست یابد. این پژوهش به ارائه‌ی یک چهارچوب محاسباتی به‌منظور طبقه‌بندی حالت‌های مختلف بیهوشی نظیر بیداری، بیهوشی سبک و بیهوشی عمومی به کمک سیگنال مغزی EEG و پارامترهای محیطی می‌پردازد. تفکیک حالت‌های مختلف بیهوشی توسط مراحل زیر انجام می‌شود: جمع‌آوری داده، پیش‌پردازش، فرآیند جدید برچسب زدن سیگنال EEG، انتخاب طول پنجره‌ی مناسب تحلیل توسط الگوریتم ژنتیک<sup>(۳۳)</sup>، استخراج ویژگی توسط پارامترهای جورث<sup>(۳۴)</sup>،<sup>(۳۵)</sup> آنترویی تقریبی<sup>(۳۶)</sup>، بُعد فرکتال به روش پتروشن<sup>(۳۷)</sup>، نمای هرست<sup>(۳۸)</sup>،<sup>(۳۹)</sup>، بزرگ‌ترین نمای



شکل ۱: نمایش موقعیت قرارگیری سه الکتروود فعال، مرجع و زمین بر روی سطح سر<sup>(۴۶)</sup>

واژووازوستومی، فتق، فتق ناف، واریکوسل بیضه، عمل جراحی بلندکردن تاندون، افتادگی مثانه، رزکسیون تومور مثانه از طریق مجرا، سندروم خروجی قفسه‌ی سینه، بستن لوله‌های رحمی، تیروئید، و شکستن سنگ حالب از طریق مجاری ادرار است. شرایط خروج بیماران از مطالعه شامل (۱) بیماران با جراحی‌های بالای گردن و (۲) کیفیت نامناسب سیگنال مغزی ثبت شده در هنگام عمل جراحی است. داده‌ی ۸ بیمار زن و ۱۴ بیمار مرد با گستره‌ی سنی ۱۵ تا ۷۵ سال و گستره‌ی وزنی ۵۰ تا ۹۶ کیلوگرم وجود دارند. متوسط سن بیماران ۴۴/۳۶ با انحراف معیار ۱۹/۹۳ و همچنین متوسط وزن بیماران ۶۸/۶۴ با انحراف معیار ۱۲/۹۹ است. همچنین همه‌ی بیماران به‌منظور رعایت مسائل اخلاقی در پژوهش مورد اشاره<sup>(۴۷)</sup> فرم رضایت آزمایش را پُر کرده‌اند.

مراحل بیهوشی بیمار در حالت کلی شامل سه مرحله‌ی القاء، نگهداری و به هوش آمدن است<sup>(۴۸)</sup>. بیمار معمولاً داروهایی را قبل از این سه مرحله به‌عنوان پیش‌دارو دریافت کرده است. بیماران پس از ورود به اتاق عمل پیش‌داروی خود را دریافت کرده‌اند. در مرحله‌ی القاء، در ابتدا  $0.30 \text{ mg/kg}$  میدوزولام و  $2 \mu\text{g/kg}$  فنتانیل دریافت کرده‌اند. در ادامه‌ی القاء  $5 \text{ mg/kg}$  تیوپنتال (در ابتدا  $4 \text{ mg/kg}$  و سپس  $1 \text{ mg/kg}$  در هنگام لوله‌گذاری تراشه)

علاوه بر سیگنال مغزی مواردی نظیر اطلاعات عمومی بیمار (سن، جنس، وزن، نوع جراحی، تاریخ، ساعت و طول مدت جراحی)، شاخص CSI، سیگنال الکترومایوگرافی (EMG) به‌عنوان میزان شلی عضلات توسط دستگاه تحریک عصب محیطی، سرکوب پشت سر هم (BS)، شاخص کیفیت سیگنال (SQI) و همچنین برخی پارامترهای همودینامیک نظیر نرخ ضربان قلب (HR) و میزان سطح اشباع اکسیژن خون (SpO2) توسط دستگاه پالس‌اکسی‌متر هر ۱ دقیقه و همچنین فشارخون (BP) هر ۵ دقیقه یک‌بار توسط فشارسنجی با کاف و عقربه در هنگام بیهوشی در اختیار است (برگرفته از<sup>(۴۹)</sup>).

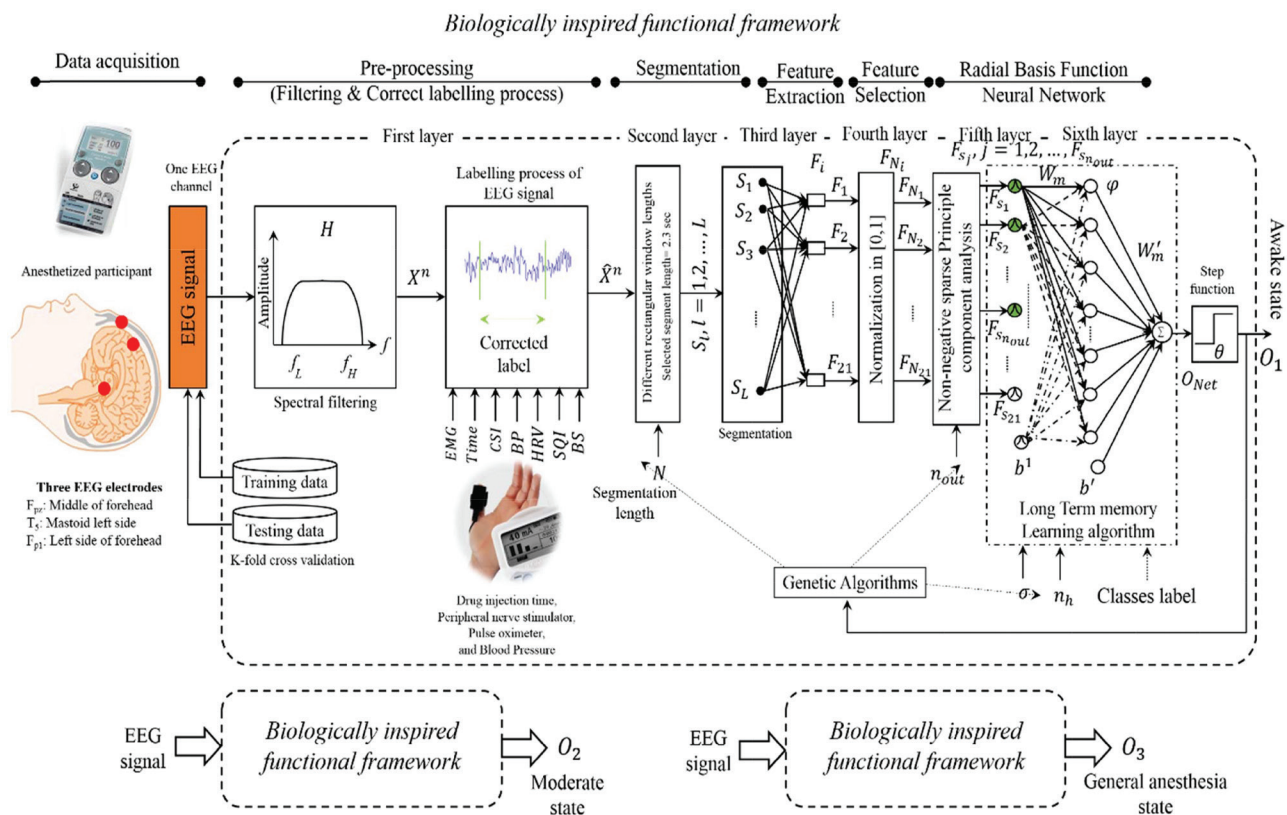
به دلیل اجتناب از آرتیفکت‌های ناشی از عمل جراحی، عمده‌ی بیماران تحت جراحی‌های عمومی، اورولوژی و جراحی‌های قسمت پایین‌تر از گردن قرار گرفته‌اند. جمعیت مورد مطالعه به دلیل نوع تنوع در جراحی‌های مختلف که در ادامه شرح داده می‌شود، امکان قابلیت تعمیم در نتایج را فراهم می‌آورد. پروتکل بیهوشی برای همه‌ی بیماران یکسان در نظر گرفته‌شده تا رفتار بیهوشی ایجادشده، مستقل از ترکیب داروها و پروتکل بیهوشی باشد. شرایط ورود بیماران به مطالعه شامل (۱) کلاس ۱ و ۲ انجمن بیهوشی آمریکا (ASA)<sup>(۴۷)</sup> و (۲) تحت عمل‌های جراحی بیرون آوردن غده‌ی پروستات،

است. همچنین در صورتی که میزان شلی عضلات بیمار از حد معینی کمتر بوده است، داروی سیس آتراکوریوم تزریق شده است. هر یک ساعت داروی مخدر فنتانیل با مقدار مجاز  $0.5 \mu\text{g}/\text{kg}$  به بیمار داده شده است. در نهایت در مرحله‌ی به هوش آمدن کلیه‌ی داروها قطع شده است (برگرفته از<sup>(۱)</sup>).

### مواد و روش‌ها

این بخش به فرآیند برچسب زدن سیگنال EEG و تحلیل سیگنال مغزی می‌پردازد. کلیه‌ی گام‌های این پژوهش در شکل ۲ آورده شده است.

دریافت کرده‌اند. همچنین در مرحله‌ی القاء داروی سیس-آتراکوریوم به‌عنوان NMBA با مقدار مجاز  $0.1 \text{ mg}/\text{kg}$  تزریق شده است. در دوره‌ی نگهداری ترکیبی از داروهای پروپوفول از طریق پمپ تزریق با مقدار مجاز  $75-100 \mu\text{g}/\text{kg}/\text{h}$ ، گاز نیتروز اکساید ( $\text{N}_2\text{O}$ ) به‌صورت ترکیب با گاز اکسیژن توسط دستگاه بیهوشی و داروی شل‌کننده سیس آتراکوریوم به بیمار داده شده است. در صورتی که عمق بیهوشی بیمار مطابق معیار CSI از حد موردنظر پزشک یا ۶۰ بالاتر بوده است،  $0.5 \text{ mg}/\text{kg}$  تیوپنتال به بیمار تزریق شده است یا داروی پروپوفول به‌صورت یک‌باره با توجه به نظر پزشک داده شده



شکل ۲: مراحل تفکیک حالت‌های مختلف بیهوشی از روی سیگنال مغزی و فرآیند برچسب زدن سیگنال مغزی

نادرست طبقه‌بندی کننده شود، ویژگی‌های استخراجی در بازه‌ی صفر تا یک بهنجار می‌شوند. از ماشین‌های بردار پشتیبان می‌توان برای جداسازی داده‌های تفکیک پذیر خطی و غیرخطی استفاده نمود. دو پارامتر در نحوه‌ی عملکرد این طبقه‌بندی کننده نقش مهمی دارند. اولین پارامتر مقدار پراش تابع RBF ( $\sigma$ ) است، که هرچه کوچک‌تر باشد تابع RBF تیزتر و صحت را بالا می‌برد، ولی در مقابل از میزان قابلیت تعمیم روش می‌کاهد. پارامتر دوم، ضریب جریمه‌ی C است که با میزان خطای قابل قبول نسبت عکس دارد و بنابراین هرچه C کمتر فرض شود خطای بیشتری پذیرفته شده است. انتخاب پارامترها با سعی و خطا و ارزیابی نتایج حاصل از پارامترهای مختلف بر روی یک دادگان کوچک اولیه انجام شد و پس از تعیین پارامترهای بهینه، روش بر روی کل دادگان اعمال و نتایج آن استخراج شد.

### تحلیل سیگنال EEG

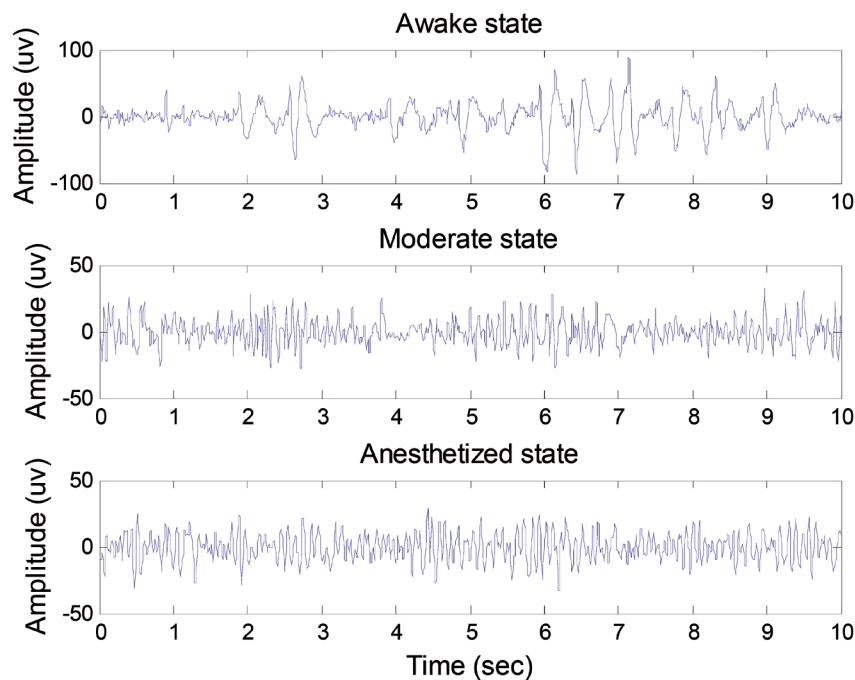
نمونه‌ای از سیگنال EEG مربوط به سه حالت مختلف بیهوشی نظیر بیداری، بیهوشی سبک و بیهوشی عمومی در شکل ۳ به نمایش گذاشته شده است. سیگنال‌های EEG می‌توانند توسط نویزها و اختلال‌های مختلف آلوده شوند. در این پژوهش ابتدا سیگنال EEG در حالت‌های مختلف بیهوشی توسط پالایه‌ی میان‌گذر با پهنای باند  $f_L=1$  تا  $f_H=40$  هرتز پیش پردازش می‌شود. برای طراحی پالایه‌ی میان‌گذر از پالایه‌ی باترورث درجه‌ی ۸ با فاز صفر به کمک دستور `filtfilt` استفاده می‌شود. این پالایه به علت رفت و برگشت فاز صفر ایجاد می‌کند.

### فرآیند برچسب زدن سیگنال EEG

در این پژوهش سیگنال EEG در حالت‌های مختلف بیهوشی به‌عنوان ورودی سامانه استفاده می‌شود. یک مسئله‌ی مهم در هر سامانه‌ی شناختی «برچسب صحیح داده‌ی ورودی» است. در اینجا برچسب زدن به معنای ارزیابی داده‌ها به کمک یک سری از معیارهای دیداری و شهودی توسط فرد خبره و یک سامانه‌ی شناختی پیشنهادی است<sup>(۴۸)</sup>. ممکن است بخشی از سیگنال و حتی کل سیگنال برای پردازش مناسب نباشند و در صورت پردازش، یک جواب نادرست تشخیص داده شود. فرآیند برچسب زدن سیگنال EEG شامل دو مرحله‌ی تجزیه و تحلیل کیفی و کمی پارامترهای استخراج شده از دستگاه‌های تحریک کننده‌ی عصب محیطی، پالس‌آکسی متر و فشارسنجی نظیر BS، CSI، SQI، EMG، BP، HR، SPo2 و زمان تزریق دارو است.

این پژوهش قادر به ارزیابی کیفیت برخی از بخش‌های سیگنال EEG متناسب با حالت‌های مختلف بیهوشی است. بدین منظور یک مجموعه از ویژگی‌ها از سیگنال EMG نظیر انحراف معیار، عبور از صفر، دامنه‌ی متوسط، بُعد فرکتال به روش پتروشن، آنتروپی تقریبی، فرکانس متوسط و ضرایب کپستروم استخراج شده (برای مطالعه‌ی بیشتر درباره‌ی ویژگی‌های استخراجی به<sup>(۴۸)، (۴۹)</sup> مراجعه شود)، سپس ویژگی‌ها در بازه‌ی صفر تا یک بهنجار شده و در نهایت آن‌ها به طبقه‌بندی کننده‌ی ماشین بردار پشتیبان (SVM) با هسته‌ی RBF با استراتژی یک در مقابل همه در جعبه‌ابزار LIBSVM<sup>(۴۹)</sup> تحویل می‌شوند<sup>(۵۰)</sup>.

برای محاسبه‌ی آنتروپی تقریبی ابتدا باید دو پارامتر  $m$  به‌عنوان یک عدد صحیح مثبت و  $\tau$  به‌عنوان تلورانس به‌صورت یک عدد حقیقی مثبت انتخاب شود. در این پژوهش مقدار  $m$  برابر ۲ و مقدار  $\tau$  برابر  $0.25$  انحراف معیار سیگنال انتخاب می‌شود. برای محاسبه‌ی کپستروم از دستور `rcepe` نرم‌افزار MATLAB استفاده شده است. به دلیل اینکه محدوده‌ی دامنه‌ی تغییرات ویژگی‌ها متفاوت هستند و این تفاوت می‌تواند منجر به تصمیم‌گیری

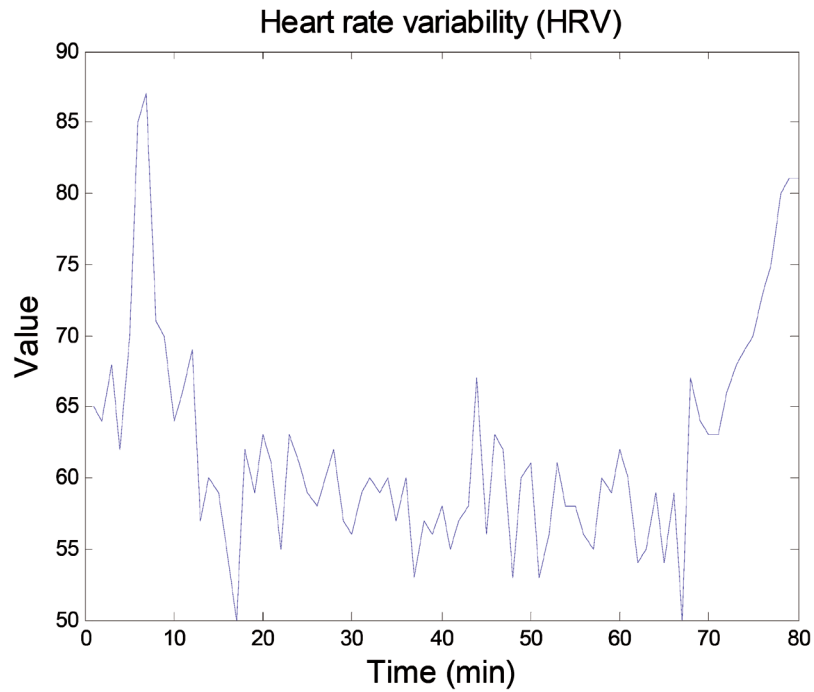


شکل ۳: نمونه‌ای از سیگنال EEG مربوط به سه حالت مختلف بیهوشی: بیداری، بیهوشی سبک و بیهوشی عمومی

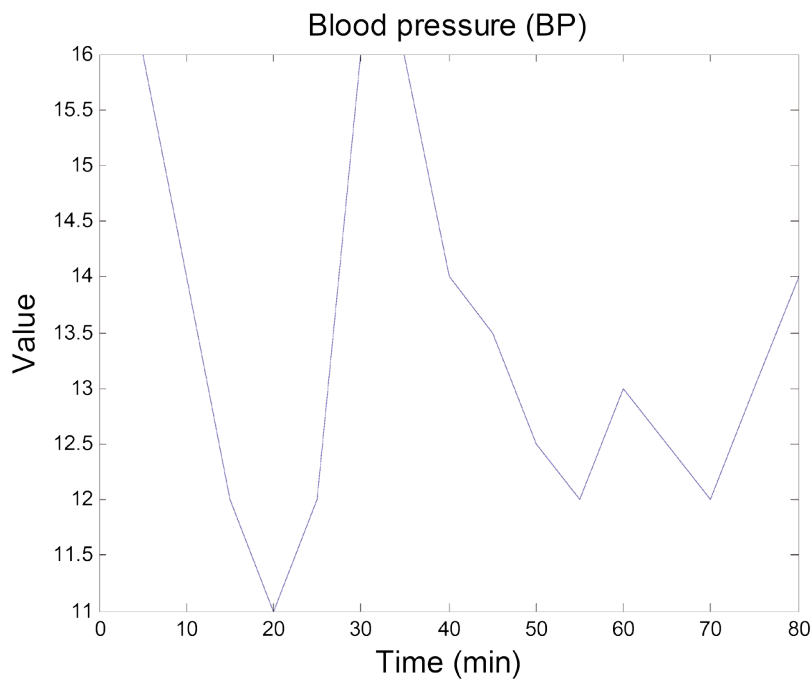
به روش روزن استاین، پیچیدگی لمپل زیو، بُعد همبستگی به روش گراسبرگر و پروکاکسیا و همچنین ویژگی‌های پرکاربرد دیگری نظیر پارامترهای جورث شامل فعالیت، تحرک و پیچیدگی، ویژگی استخراجی از ضرایب موجک شامل متوسط قدر مطلق ضرایب موجک، متوسط توان ضرایب موجک و انحراف معیار ضرایب موجک برای هر محدوده استفاده می‌شود. مجموعاً ۲۱ ویژگی برای پردازش سیگنال مغزی استفاده شده است. لازم به ذکر است در استفاده از تبدیل موجک هرچقدر موجک مادر به سیگنال مغزی شبیه‌تر باشد، نتایج بهتری حاصل می‌شود؛ بنابراین موجک‌های مختلف مورد آزمایش قرار گرفتند و در نهایت موجک دابشیز چهار بهترین نتایج را حاصل کرد. بنابراین در تبدیل موجک سیگنال به جزئیات  $D_1$  تا  $D_4$  و آخرین تقریب یعنی  $A_4$  تجزیه می‌شود. مؤلفه‌ی  $A_4$  تقریباً در داخل محدوده‌ی فرکانسی دلتا

سپس برچسب صحیح به سیگنال پیش‌پردازش شده توسط نظر فرد خبره و تحلیل کیفی و کمی پارامترهای استخراج‌شده از دستگاه‌های محرک عصبی محیطی، پالس‌آکسی‌متری و فشارسنج و همچنین زمان تزریق دارو تعلق می‌گیرد. نمونه‌ای از تغییرات نرخ ضربان قلب و فشارخون را در طول عمل جراحی برای یک بیمار در شکل ۴ آورده شده است.

در بحث استخراج ویژگی به دلیل اینکه جمع آثار در سامانه‌های زیستی معنی ندارد و هیچ‌گاه کل پدیده از مجموع اجزاء قابل استخراج نیست، بنابراین این پژوهش سعی می‌کند به‌جای استفاده از ویژگی‌های محلی به سراغ ویژگی‌های سراسری برود. در این پژوهش از ویژگی‌های آشوب‌گون نظیر آنتروپی تقریبی، بُعد فرکتال به روش پتروشن، نمای هرست، بزرگ‌ترین نمای لیاپانوف



(الف)

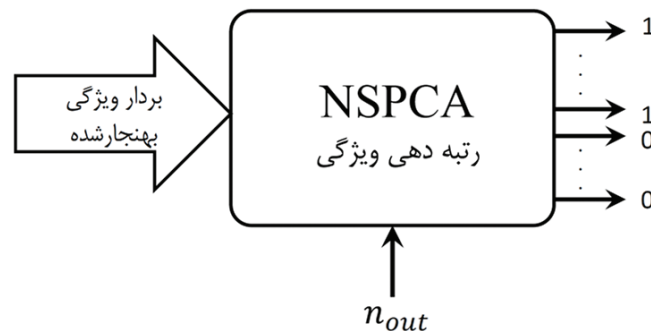


(ب)

شکل ۴: نمونه‌ای از تغییرات (الف) نرخ ضربان قلب و (ب) فشارخون برای یک بیمار در طول عمل جراحی

در این روش ابتدا از روی ماتریس هم‌پراش دادگان آموزش، مقادیر ویژه‌ی آن‌ها محاسبه‌شده، سپس به ترتیب از بزرگ به کوچک مرتب می‌شوند. شکل ۵ نمایشی از نحوه‌ی اجرای الگوریتم NSPCA را نشان می‌دهد. آنگاه بسته به پارامترهای تعریف‌شده در مسئله تنها اطلاعات مربوط به چند مقدار ویژه‌ی بزرگ‌تر را حفظ می‌کند و با استفاده از بردارهای ویژه‌ی متناظر آن‌ها، ماتریس تبدیل فضای اولیه به فضای ثانویه با بُعد کمتر را می‌سازد. بدین ترتیب بیشترین میزان ممکن اطلاعات از ویژگی‌های اولیه در فضای جدید حفظ می‌شود. اگر ماتریس هم‌پراش قطری باشد، افزودگی وجود ندارد.

$D_4$  (۱-۴ Hz)، در محدوده‌ی تتا (۴-۸ Hz)،  $D_3$  در محدوده‌ی آلفا (۸-۱۳ Hz) و  $D_2$  در محدوده‌ی بتا (۱۳-۳۰ Hz) قرار دارند. سپس ویژگی‌های استخراجی، در بازه‌ی صفر تا یک بهنجار می‌شوند. با توجه به اینکه برخی از ویژگی‌های استخراجی می‌توانند زائد یا غیر مرتبط باشند و حتی اثر منفی روی صحت طبقه‌بندی کننده داشته باشند و همچنین ساختار طبقه‌بندی کننده اثر مستقیم با تعداد ویژگی‌های استخراجی دارد؛ بنابراین در این پژوهش ویژگی‌های برتر توسط الگوریتم NSPCA ارائه‌شده توسط زاس انتخاب می‌شوند<sup>(۴۵)</sup>. ابزار تحلیل مؤلفه‌های اصلی یک روش وابسته به داده است و نیاز به آموزش دارد<sup>(۵۱-۵۳)</sup>.



شکل ۵: نمایشی از نحوه‌ی اجرای الگوریتم NSPCA

(۱)

$$\begin{aligned} \varphi(F_{sj}, W_m, b_m^1) &= f_1(b_m^1 \|F_{sj} - W_m\|) \\ &= \exp\left\{-\left(b_m^1 \|F_{sj} - W_m\|\right)^T \left(b_m^1 \|F_{sj} - W_m\|\right)\right\}, \\ m &= 1, 2, \dots, n_h, j = 1, 2, \dots, n_{out} \end{aligned}$$

که  $F_{sj}$  همان‌طور که قبلاً معرفی شد بیانگر ویژگی معنادار انتخاب‌شده،  $W_m$  بیانگر وزن ارتباطی  $m$  امین‌گره مخفی،  $\| \cdot \|$  بیانگر فاصله‌ی اقلیدسی بین  $F_{sj}$  و  $W_m$ ، و  $b_m^1$  بیانگر سوگیری  $m$  امین‌گره مخفی در لایه‌ی پنجم مطابق رابطه‌ی (۲) است.

در نهایت ویژگی‌های برتر به طبقه‌بندی کننده‌ی شبکه‌ی عصبی RBF داده می‌شوند. هر واحد مخفی در لایه‌ی پنجم توسط یک تابع فعال‌شده‌ی شعاعی غیرخطی پیاده‌سازی می‌شود. هر عصب RBF یک سنجش از شباهت بین ورودی با بردار نمونه اصلی (مرکز عصب) که از مجموعه‌ی آموزشی به‌دست‌آمده است را محاسبه می‌کند. واحد خروجی جمع وزن‌دار شده‌ی مقادیر پاسخ عصب‌های (مقدار فعالیت) واحدهای مخفی لایه‌ی پنجم بوده و سپس عبور آن‌ها از یک تابع محدود کننده‌ی سخت (تابع پله‌ی واحد) است. تابع انتقال گره‌های مخفی لایه‌ی پنجم توسط رابطه‌ی (۱) محاسبه می‌شوند.

پنجم از دستور newrb نرم افزار MATLAB استفاده می شود. شرط معیار توقف شبکه رسیدن تعداد گره های لایه ی پنجم به بیشینه ی  $n_h$  یا رسیدن جمع مربعات خطا به کمتر از مقدار مشخص شده است. در مرحله ی آموزش ویژگی ها محاسبه می شوند، سپس توسط الگوریتم بدون نظارت NSPCA تعداد گره های مخفی لایه ی چهارم انتخاب می شود. در مرحله ی آزمون ویژگی های انتخاب شده توسط پارامترهای محاسبه شده در مرحله ی آموزش محاسبه می شوند. رفتار شبکه حساس به دو پارامتر  $\sigma$  و  $n_h$  است، اگر این دو پارامتر به صورت مناسب تعیین شوند، نرخ صحت به دست آمده بهینه خواهد بود.

#### نتایج

شبیه سازی ها در محیط نرم افزار MATLAB انجام شده است. به منظور تحلیل کمی سیگنال EMG از مجموعه ویژگی های معرفی شده در بخش سوم استفاده شده است. تحلیل کمی نتایج نشان می دهد دسته ی بیداری با درصد صحت ۸۳/۱۴، بیهوشی سبک با درصد صحت ۸۶/۱۲ از یکدیگر تفکیک شده اند. در این پژوهش از الگوریتم ژنتیک و درصد صحت طبقه بندی کننده ی شبکه ی عصبی RBF برای تعیین طول بهینه ی بازه ی تحلیل سیگنال EEG در تفکیک حالت های مختلف بیهوشی استفاده شده است. الگوریتم ژنتیک یک روش مبتنی بر جمعیت است. در این روش ابتدا یک جمعیت اولیه تصادفی به صورت  $(100, 700)$  در نظر گرفته می شود. احتمال بُرش و جهش نیز به ترتیب  $0/7$  و  $0/02$  در نظر گرفته شده است. در هر جمعیت برازندگی هر کروموزوم محاسبه می شود؛ تابع برازندگی به عنوان درصد صحت طبقه بندی کننده ی RBF در نظر گرفته می شود. همچنین اندازه ی جمعیت ۲۰ و بیشینه ی تولید ۱۰۰ در نظر گرفته شده است (به عنوان شرط توقف برای الگوریتم ژنتیک). در نهایت نتایج پژوهش به کمک پنجره ی مستطیلی بازه ی  $N=2/3$  ثانیه را برای تحلیل مناسب پیشنهاد داده است. برای انتخاب ویژگی های برتر از الگوریتم بدون نظارت

(۲)

$$b_m^1 = \frac{\sqrt{-\ln(0.5)}}{\sigma} = \frac{\sqrt{\ln(2)}}{\sigma}$$

که  $\ln$  بیانگر لگاریتم طبیعی و  $\sigma$  بیانگر عامل گسترش (انحراف از معیار یا شعاع) RBF است. لازم به ذکر است سوگیری می تواند به صورت پیش فرض در نظر گرفته نشود، بلکه بر مبنای توجه انتخابی و وضع روانی انتخاب شود. این موضوع می تواند در پژوهش های آینده مورد بررسی قرار گیرد.  $\sigma$  در این پژوهش توسط الگوریتم ژنتیک انتخاب می شود. تابع واحد خروجی در لایه ی ششم از رابطه ی (۳) محاسبه می شود.

(۳)

$$O_{Net} = \left( \sum_{m=1}^{n_h} W'_m \varphi(F_{s_j}, W_m, b_m^1) \right) + b'$$

که  $b'$  بیانگر سوگیری واحد خروجی،  $n_h$  بیانگر بیشینه تعداد گره های مخفی در لایه ی پنجم،  $W'_m$  بردار وزن ارتباطی بین  $m$  امین گروه مخفی و خروجی و  $O_{Net}$  بیانگر خروجی شبکه (برچسب های دسته ی تخمین زده شده) است. همان طور که اشاره شد یکی از خروجی های نهایی شبکه (به عنوان نمونه  $O_1$ ) می تواند توسط عبور  $O_{Net}$  از تابع پله ی واحد مطابق رابطه ی (۴) محاسبه شود.

(۴)

$$O_1 = f_2(O_{Net}, \theta) = \begin{cases} 1, & O_{Net} \leq \theta \\ 0, & O_{Net} > \theta \end{cases}$$

که آستانه ی سخت یا فعال سازی ( $\theta$ ) در تابع پله توسط داده ی آموزشی مطابق رابطه ی (۵) تعیین می شود.

(۵)

$$\begin{cases} u_1 = \max(O_{Net}) \\ u_2 = \min(O_{Net}) \end{cases} \rightarrow \theta = \frac{u_1 + u_2}{2}$$

لایه ی پنجم هیچ گره ای ندارد و گره های مخفی لایه ی پنجم به صورت خودانتخابی توسط الگوریتم یادگیری مربع حداقل متعامد اضافه می شوند<sup>(۵۴)</sup>. برای طراحی لایه ی

درصد صحت ۹۹/۳۲ رسیده است؛ بنابراین برای مقایسه‌ی منصفانه با پژوهش‌های گذشته، میانگین این سه عدد به‌صورت ۹۷/۳ درصد گزارش می‌شود.

جدول ۱: مقادیر صحت طبقه‌بندی کننده برای سه آزمایش

نوع آزمایش	صحت طبقه‌بندی کننده
(بیداری)-(بی‌هوشی سبک و بی‌هوشی عمومی)	۹۳/۹۸٪
(بی‌هوشی سبک)-(بیداری و بی‌هوشی عمومی)	۸۹/۲۶٪
(بی‌هوشی عمومی)-(بیداری و بی‌هوشی سبک)	۹۹/۳۲٪

### بحث و نتیجه‌گیری

شواهدی وجود دارد که نشان می‌دهد سیگنال‌های مغزی ماهیتی آشوب‌گون دارند<sup>(۵۵)-(۵۷)</sup>. بنابراین سعی شده است بیشتر از ابزارهای توصیف کننده‌ی آشوب، دینامیک و بستر جذب استفاده شود. مراحل کلی پژوهش برای تشخیص حالت‌های مختلف بی‌هوشی به کمک سیگنال EEG، شامل معرفی داده به‌عنوان اطلاعات ورودی، پیش‌پردازش سیگنال مغزی توسط پالایه‌ی میان‌گذر، فرآیند جدید برچسب‌زدن صحیح سیگنال مغزی، استخراج ویژگی توسط پارامترهای جورث، آنتروپی تقریبی، بُعد فرکتال، نمای هرست، بزرگ‌ترین نمای لیاپانوف، پیچیدگی لمپل زیو، بُعد همبستگی و ضرایب موجک، بهنجارسازی ویژگی‌ها در بازه‌ی بین صفر تا یک، انتخاب ویژگی‌های برتر توسط تحلیل مؤلفه‌های اصلی پراکنده‌ی نامنفی و درنهایت طبقه‌بندی توسط شبکه‌ی عصبی تابع مبنای شعاعی است.

فرآیند برچسب‌زدن سیگنال مغزی شامل دو مرحله‌ی تجزیه و تحلیل کیفی و کمی پارامترهای استخراج شده از خروجی‌های دستگاه تحریک کننده‌ی عصب محیطی نظیر سیگنال فعالیت ماهیچه‌ای و خروجی‌های دستگاه پالس‌اکسی‌متر نظیر نرخ ضربان قلب، فشارسنج نظیر فشارخون و همچنین زمان تزریق دارو، شاخص کیفیت

NSPCA استفاده شده است. ویژگی‌های معنادار رتبه دهی شده و به ترتیب نزولی مرتب می‌شوند. سپس تعداد ویژگی‌های معنادار ( $n_{out}$ ) به کمک الگوریتم ژنتیک انتخاب می‌شوند. بعد از انتخاب الگوهای ویژگی معنادار که وابسته به حالت‌های مختلف مغزی هستند، الگوریتم یادگیری یک‌طرفه توسط شبکه‌ی عصبی RBF پیاده‌سازی می‌شود. در این شبکه  $\sigma$  بیانگر عامل گسترش (انحراف از معیار یا شعاع) RBF است که توسط الگوریتم ژنتیک انتخاب می‌شود. بازه‌ی جمعیت اولیه برای  $\sigma$  و  $n_{out}$  به ترتیب به‌صورت (۵, ۱, ۰) و (۱, ۲, ۱) در نظر گرفته شده است. با تحلیل این بخش‌ها  $\sigma$  و  $n_{out}$  به ترتیب ۳/۶۱ و ۱۰ شناسایی شدند.

یکی از مهمترین محدودیت‌های این پژوهش حجم کم نمونه مورد مطالعه است. بنابراین برای اعتبارسنجی نتایج به دلیل کم بودن حجم نسبی نمونه‌ها از روش اعتبارسنجی تقاطعی پنج دسته‌ای ( $K=5$ ) استفاده می‌شود. به دلیل امکان آموزش بیش‌ازحد، از داده‌های اعتبارسنجی برای محاسبه‌ی خطا استفاده شده است و اگر خطا مطلوب بود، از داده‌های آزمون برای ارزیابی شبکه استفاده شده است. این روش توسط تابع  $cvpartition$  جعبه‌ابزار بایوانفورماتیک انجام شده است. پس از مشاهده‌ی نتایج حاصل از روش تقاطعی پنج دسته‌ای و روش رتبه دهی، با توجه به  $n_{out}=10$  ویژگی‌هایی نظیر پیچیدگی لمپل زیو، آنتروپی تقریبی، بُعد فرکتال، نمای هرست، متوسط قدر مطلق ضرایب موجک برای باند بتا، بزرگ‌ترین نمای لیاپانوف، متوسط قدر مطلق ضرایب موجک برای باند تتا، فعالیت، متوسط توان ضرایب موجک برای باند بتا و بُعد همبستگی به‌عنوان ویژگی‌های برتر انتخاب شدند. مقادیر صحت طبقه‌بندی کننده برای سه آزمایش در جدول ۱ آورده شده است. نتایج پژوهش نشان می‌دهد خروجی شبکه برای تشخیص حالت بیداری ( $O_1$ ) به درصد صحت ۹۳/۹۸، خروجی شبکه برای تشخیص حالت بی‌هوشی سبک ( $O_2$ ) به درصد صحت ۹۸/۶۲ و خروجی شبکه برای تشخیص حالت بی‌هوشی عمومی ( $O_3$ ) به

موجک برای باند تتا، فعالیت، متوسط توان ضرایب موجک برای باند بتا و بُعد همبستگی به‌عنوان ویژگی‌های برتر انتخاب شدند. نتایج تحلیل سیگنال EEG برچسب خورده نشان می‌دهد خروجی شبکه برای تشخیص حالت بیداری به درصد صحت ۹۳/۹۸، خروجی شبکه برای تشخیص حالت بیهوشی سبک به درصد صحت ۹۸/۶۲ و خروجی شبکه برای تشخیص حالت بیهوشی عمومی به درصد صحت ۹۹/۳۲ رسیده است. روش پیشنهادی توانسته است در طبقه‌بندی حالت‌های مختلف بیهوشی به درصد صحت متوسط ۹۷/۳ برسد؛ بنابراین تلفیق بین ویژگی‌های ضرایب موجک، ویژگی‌های جورث و ویژگی‌های آشوب‌گون در طبقه‌بندی حالت‌های مختلف بیهوشی مفید فایده است.

#### پیشنهادات

پیشنهاد می‌شود یک شاخص معتبر و قابل‌اطمینان برای تخمین عمق بیهوشی از روی سیگنال EEG ارائه شود. همچنین از پتانسیل‌های وابسته به رویداد و پتانسیل‌های برانگیخته برای بررسی و تفکیک سطوح مختلف بیهوشی استفاده شود.

#### تشکر و قدردانی

از آقای دکتر محمد باقر شمس‌الهی به خاطر در اختیار گذاشتن داده‌ی پژوهش صمیمانه سپاسگزاری می‌شود. این پژوهش با حمایت‌های مادی و معنوی ستاد راهبردی توسعه علوم و فناوری‌های شناختی طی قرارداد شماره‌ی ۷۷۴ مورخه ۹۳/۰۴/۱۷ انجام گرفته است.

سیگنال، سرکوب پشت سرهم و شاخص وضعیت قشر مغز است. این پژوهش قادر به ارزیابی کیفیت بخشی از سیگنال مغزی متناسب با حالت‌های مختلف بیهوشی است. بدین منظور از سیگنال فعالیت ماهیچه‌ای ویژگی‌هایی نظیر انحراف معیار، عبور از صفر، دامنه‌ی متوسط، بُعد فرکتال، آنتروپی تقریبی، فرکانس متوسط و ضرایب کپستروم استخراج‌شده، سپس ویژگی‌های بهنجار شده در بازه‌ی بین صفر تا یک به طبقه‌بندی کننده‌ی ماشین بردار پشتیبان با هسته‌ی تابع مبنای شعاعی داده می‌شوند. نتایج تحلیل سیگنال ماهیچه‌ای نشان می‌دهد دسته‌ی بیداری با درصد صحت ۸۳/۱۴، بیهوشی سبک با درصد صحت ۸۷/۲۸ و بیهوشی عمومی با درصد صحت ۸۶/۱۲ از یکدیگر تفکیک شدند. سپس به کمک مقادیر صحت به‌دست‌آمده و نظر فرد خبره، اقدام به برچسب زدن صحیح بخش‌هایی از سیگنال EEG در حالت‌های مختلف بیهوشی شده است.

در بخش استخراج ویژگی از سیگنال EEG از دو دسته ویژگی‌های آشوب‌گون و پُرکاربرد استفاده شده است. در روش‌های پردازش مبتنی بر آشوب سیگنال مغزی، تعیین بازه‌ی مناسب تحلیل به‌منظور حفظ دینامیک سیگنال بسیار مهم است. در این پژوهش به منظور انتخاب بازه‌ی مناسب تحلیل سیگنال مغزی، از الگوریتم ژنتیک استفاده شده است. نتایج این الگوریتم طول بازه‌ی ۲/۳ ثانیه را برای تحلیل مناسب تشخیص داد. نتایج تحلیل ویژگی‌های آشوب‌گون نشان می‌دهند که اگر پارامترها و طول بازه‌ی تحلیل داده مناسب تعیین شوند، یک بازنمایی خوبی از رفتار مغز در حالت‌های مختلف بیهوشی ارائه می‌دهند. به منظور کاهش ابعاد فضای ویژگی از روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی پراکنده‌ی نامنفی استفاده شده است. پس از مشاهده‌ی نتایج حاصل از روش تقاطعی پنج دسته‌ای و روش رتبه‌دهی ویژگی‌هایی نظیر پیچیدگی لمپل زیو، آنتروپی تقریبی، بُعد فرکتال، نمای هرست، متوسط قدر مطلق ضرایب موجک برای باند بتا، بزرگ‌ترین نمای لیاپانوف، متوسط قدر مطلق ضرایب

## References

1. V. Esmaeili, A. Assareh, M. B. Shamsollahi, M. H. Moradi, and N. M. Arefian, "Estimating the depth of anesthesia using fuzzy soft computation applied to EEG features," *Intell. Data Anal.*, vol. 12, no. 4, pp. 393–407, 2008.
2. J. Bruhn, P. S. Myles, R. Sneyd, and M. Struys, "Depth of anaesthesia monitoring: what's available, what's validated and what's next?," *BJA Br. J. Anaesth.*, vol. 97, no. 1, pp. 85–94, 2006.
3. P. S. Sebel, T. A. Bowdle, M. M. Ghoneim, I. J. Rampil, R. E. Padilla, T. J. Gan, and K. B. Domino, "The incidence of awareness during anesthesia: a multicenter United States study," *Anesth. Analg.*, vol. 99, no. 3, pp. 833–839, 2004.
4. R. Shalbaf, H. Behnam, and H. J. Moghadam, "Monitoring depth of anesthesia using combination of EEG measure and hemodynamic variables," *Cogn. Neurodyn.*, vol. 9, no. 1, pp. 41–51, 2015.
5. H. C. Alves, A. M. Valentim, I. A. S. Olsson, and L. M. Antunes, "Intraperitoneal anaesthesia with propofol, medetomidine and fentanyl in mice," *Lab. Anim.*, vol. 43, no. 1, pp. 27–33, 2009.
6. A. Hutt and A. Longtin, "Effects of the anesthetic agent propofol on neural populations," *Cogn. Neurodyn.*, vol. 4, no. 1, pp. 37–59, 2010.
7. T. N. Li and Y. Li, "Depth of anaesthesia monitors and the latest algorithms," *Asian Pac. J. Trop. Med.*, vol. 7, no. 6, pp. 429–437, 2014.
8. T. Nishiyama, "Cerebral state index vs. bispectral index during sevoflurane–nitrous oxide anaesthesia," *Eur. J. Anaesthesiol. EJA*, vol. 26, no. 8, pp. 638–642, 2009.
9. T. Zhong, Q. L. Guo, Y. D. Pang, L. F. Peng, and C. L. Li, "Comparative evaluation of the cerebral state index and the bispectral index during target-controlled infusion of propofol," *Br. J. Anaesth.*, vol. 95, no. 6, pp. 798–802, 2005.
10. Z. Hajat, N. Ahmad, and J. Andrzejowski, "The role and limitations of EEG-based depth of anaesthesia monitoring in theatres and intensive care," *Anaesthesia*, vol. 72, no. S1, pp. 38–47, 2017.
11. S. Pilge, J. Blum, E. F. Kochs, S. A. Schöniger, M. Kreuzer, and G. Schneider, "Does the cerebral state index separate consciousness from unconsciousness?," *Anesth. Analg.*, vol. 113, no. 6, pp. 1403–1410, 2011.
12. M. I. Al-Kadi, M. B. I. Reaz, and M. A. M. Ali, "Evolution of electroencephalogram signal analysis techniques during anesthesia," *Sensors*, vol. 13, no. 5, pp. 6605–6635, 2013.
13. T. Musialowicz and P. Lahtinen, "Current status of EEG-based depth-of-consciousness monitoring during general anesthesia," *Curr. Anesthesiol. Rep.*, vol. 4, no. 3, pp. 251–260, 2014.
14. J. Snow, On the inhalation of the vapour of ether. 1847.
15. J. F. Artusio, "Di-ethyl ether analgesia: A detailed description of the first stage of ether anesthesia in man," *J. Pharmacol. Exp. Ther.*, vol. 111, no. 3, pp. 343–348, 1954.
16. S. Vosughi-Khazaei, "Evaluating the depth of anesthesia using auditory evoked potentials (AEP)." Islamic Azad University, Mashhad Branch, 1385.
17. D. Schwender, M. Daunerer, S. Mulzer, S. Klasing, U. Finsterer, and K. Peter, "Spectral edge frequency of the electroencephalogram to monitor" depth" of anaesthesia with isoflurane or propofol," *Br. J. Anaesth.*, vol. 77, no. 2, pp. 179–184, 1996.
18. D. Schwender, M. Daunerer, S. Klasing, U. Finsterer, and K. Peter, "Power spectral analysis of the electroencephalogram during increasing end-expiratory concentrations of isoflurane, desflurane and sevoflurane," *Anaesthesia*, vol. 53, no. 4, pp. 335–342, 1998.

19. J. S. Shieh, D. A. Linkens, and J. E. Peacock, "Hierarchical rule-based and self-organizing fuzzy logic control for depth of anaesthesia," *Syst. Man Cybern. Part C Appl. Rev. IEEE Trans. On*, vol. 29, no. 1, pp. 98–109, 1999.
20. M. A. Khalilzadeh, "A new approach to assess and quantify brain potentials to determine the level of consciousness." PhD Thesis, Tarbiat Modares University, 1378.
21. X. S. Zhang, R. J. Roy, and E. W. Jensen, "EEG complexity as a measure of depth of anesthesia for patients," *Biomed. Eng. IEEE Trans. On*, vol. 48, no. 12, pp. 1424–1433, 2001.
22. R. Rosipal, "Kernel-based regression and objective nonlinear measures to assess brain functioning," University of Paisley, Scotland, 2001.
23. V. Esmaeili, "Determining the depth of anesthesia using EEG signals." School of Electrical Engineering, Sharif University of Technology, 1385.
24. M. Jospin, P. Caminal, E. W. Jensen, H. Litvan, M. Vallverdú, M. M. Struys, H. E. Vereecke, and D. T. Kaplan "Detrended fluctuation analysis of EEG as a measure of depth of anesthesia," *Biomed. Eng. IEEE Trans. On*, vol. 54, no. 5, pp. 840–846, 2007.
25. T. Nguyen-Ky, P. Wen, and Y. Li, "An improved detrended moving-average method for monitoring the depth of anesthesia," *Biomed. Eng. IEEE Trans. On*, vol. 57, no. 10, pp. 2369–2378, 2010.
26. T. Nguyen-Ky, P. Wen, Y. Li, and R. Gray, "Measuring and reflecting depth of anesthesia using wavelet and power spectral density," *Inf. Technol. Biomed. IEEE Trans. On*, vol. 15, no. 4, pp. 630–639, 2011.
27. T. Nguyen-Ky, P. Wen, and Y. Li, "Consciousness and depth of anesthesia assessment based on bayesian analysis of EEG signals," *Biomed. Eng. IEEE Trans. On*, vol. 60, no. 6, pp. 1488–1498, 2013.
28. J. Kortelainen, E. Väyrynen, and T. Seppänen, "Depth of anesthesia during multidrug infusion: separating the effects of propofol and remifentanyl using the spectral features of EEG," *Biomed. Eng. IEEE Trans. On*, vol. 58, no. 5, pp. 1216–1223, 2011.
29. S. A. Hosseini, "A computationally inspired model of brain activity in selective attentional state and its application for estimating the depth of anesthesia." PhD Thesis, Ferdowsi University of Mashhad, 2016.
30. A. Chhabra, R. Subramaniam, A. Srivastava, H. Prabhakar, and M. Kalaivani, "Spectral entropy monitoring for adults and children undergoing general anaesthesia," *Status Date New Publ. In*, no. 10, 2012.
31. X. Li, F. Wang, and G. Wu, "Monitoring Depth of Anesthesia Using Detrended Fluctuation Analysis Based on EEG Signals," *J. Med. Biol. Eng.*, vol. 37, no. 2, pp. 171–180, 2017.
32. A. Shalhaf, M. Saffar, J. W. Sleight, and R. Shalhaf, "Monitoring the depth of anesthesia using a new adaptive neuro-fuzzy system," *IEEE J. Biomed. Health Inform.*, 2017.
33. A. J. Chipperfield and P. J. Fleming, "The MATLAB genetic algorithm toolbox," 1995.
34. B. Hjorth, "EEG analysis based on time domain properties," *Electroencephalogr. Clin. Neurophysiol.*, vol. 29, no. 3, pp. 306–310, 1970.
35. C. Vidaurre, N. Krämer, B. Blankertz, and A. Schlögl, "Time domain parameters as a feature for EEG-based brain-computer interfaces," *Neural Netw.*, vol. 22, no. 9, pp. 1313–1319, 2009.
36. S. M. Pincus, "Approximate entropy as a measure of system complexity," *Proc. Natl. Acad. Sci.*, vol. 88, no. 6, pp. 2297–2301, 1991.
37. A. Petrosian, "Kolmogorov complexity of finite sequences and recognition of different preictal EEG patterns," in *Computer-Based Medical Systems, 1995.*, Proceedings of the Eighth IEEE Symposium on, 1995, pp. 212–217.
38. K. Rasheed and B. Qian, "Hurst exponent and financial market predictability," in *IASTED conference on Financial Engineering and Applications (FEA 2004)*,

- 2004, pp. 203–209.
39. J. Feder, *Fractals: New York and London*. Plenum Press, 1988.
  40. M. T. Rosenstein, J. J. Collins, and C. J. De Luca, “A practical method for calculating largest Lyapunov exponents from small data sets,” *Phys. Nonlinear Phenom.*, vol. 65, no. 1, pp. 117–134, 1993.
  41. A. Lempel and J. Ziv, “On the complexity of finite sequences,” *Inf. Theory IEEE Trans. On*, vol. 22, no. 1, pp. 75–81, 1976.
  42. P. Grassberger and I. Procaccia, “Measuring the strangeness of strange attractors,” in *The Theory of Chaotic Attractors*, Springer, 2004, pp. 170–189.
  43. P. Grassberger and I. Procaccia, “Characterization of strange attractors,” *Phys. Rev. Lett.*, vol. 50, no. 5, p. 346, 1983.
  44. M. Misiti, Y. Misiti, G. Oppenheim, and J. M. Poggi, “Wavelet Toolbox MATLAB user’s guide Version 4,” Mathworks Inc, 2008.
  45. R. Zass and A. Shashua, “Nonnegative sparse PCA,” in *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2006, pp. 1561–1568.
  46. “<http://www.danmeter.dk/products/neuromonitoring/csmmonitor>.”
  47. M. Daabiss, “American Society of Anaesthesiologists physical status classification,” *Indian J. Anaesth.*, vol. 55, no. 2, p. 111, 2011.
  48. S. A. Hosseini, “Quantification of EEG signals for evaluation of emotional stress level,” MSc Thesis, Biomedical Department, Faculty of Engineering, Islamic Azad University Mashhad Branch, 2009.
  49. C. C. Chang and C. J. Lin, “LIBSVM: A library for support vector machines,” *ACM Trans. Intell. Syst. Technol. TIST*, vol. 2, no. 3, p. 27, 2011.
  50. C. Cortes and V. Vapnik, “Support-vector networks,” *Mach. Learn.*, vol. 20, no. 3, pp. 273–297, 1995.
  51. K. Pearson, “LIII. On lines and planes of closest fit to systems of points in space,” *Lond. Edinb. Dublin Philos. Mag. J. Sci.*, vol. 2, no. 11, pp. 559–572, 1901.
  52. H. Abdi and L. J. Williams, “Principal component analysis,” *Wiley Interdiscip. Rev. Comput. Stat.*, vol. 2, no. 4, pp. 433–459, 2010.
  53. I. Jolliffe, *Principal component analysis*. Wiley Online Library, 2002.
  54. S. Chen, C. F. Cowan, and P. M. Grant, “Orthogonal least squares learning algorithm for radial basis function networks,” *IEEE Trans. Neural Netw.*, vol. 2, no. 2, pp. 302–309, 1991.
  55. P. Faure and H. Korn, “Is there chaos in the brain? I. Concepts of nonlinear dynamics and methods of investigation,” *Comptes Rendus Académie Sci.-Ser. III-Sci. Vie*, vol. 324, no. 9, pp. 773–793, 2001.
  56. H. Korn and P. Faure, “Is there chaos in the brain? II. Experimental evidence and related models,” *C. R. Biol.*, vol. 326, no. 9, pp. 787–840, 2003.
  57. H. Preissl, W. Lutzenberger, and F. Pulvermüller, “Is there chaos in the brain?,” *Behav. Brain Sci.*, vol. 19, no. 02, pp. 307–308, 1996.

## A labeling method of EEG signals for classification of different anesthesia states

Seyyed Abed Hosseini<sup>\*1</sup>

1. Assistant Professor; Research Center of Biomedical Engineering, Mashhad Branch, Islamic Azad University, Mashhad, Iran.

### ABSTRACT

**Aims and background:** This study develops a computational framework for the classification of different anesthesia states, including awake, moderate anesthesia, and general anesthesia, using electroencephalography (EEG) signals and peripheral parameters.

**Materials and Methods:** The proposed method proposes data gathering; preprocessing; a new labeling process of EEG signal; appropriate selection of window length by genetic algorithm; feature extraction by Hjorth parameters, approximate entropy, Petrosian fractal dimension, Hurst exponent, largest Lyapunov exponent, Lempel-Ziv complexity, correlation dimension, and Daubechies wavelet coefficients; feature normalization; feature selection by non-negative sparse principal component analysis; and classification by radial basis function (RBF) neural network. Correct labeling process of EEG signals is performed by an expert opinion and also qualitative and quantitative analysis of the extracted parameters from peripheral nerve stimulator, pulse oximetry, blood pressure, and the time of drug injection.

**Findings:** The results indicate that the proposed method would classify different anesthesia states including awake, moderate anesthesia, and general anesthesia, with the accuracy of 93.98%, 98.62, and 97.3, respectively. Therefore, the proposed method can classify different anesthesia states with the average accuracy of 97.3%.

**Conclusion:** Finally, the proposed method provided a good representation of the brain behavior in different anesthesia states.

**Keywords:** Different anesthesia states, EEG Labeling process, Nonlinear analysis, EEG signals

► Please cite this paper as:

Hosseini A [A labeling method of EEG signals for classification of different anesthesia states(Persian)]. J Anesth Pain 2017;8(1):67-83.

**Corresponding Author:** Seyyed Abed Hosseini, Assistant Professor, Research Center of Biomedical Engineering, Mashhad Branch, Islamic Azad University, Mashhad, Iran.

**Email:** Hosseyini@mshdiau.ac.ir