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

ارائه یک روش برچسب گذاری سیگنال‌های مغزی به‌منظور طبقه‌بندی حالت‌های مختلف بیهوشی

سیدعابد حسینی[1*]

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

تاریخ دریافت: ۱۳۹۶/۶/۳ **تاریخ بازبینی: ۱۳۹۶/۷/۹** **تاریخ پذیرش: ۱۳۹۶/۷/۲۹**

چکیده

زمینـه و هـدف: ایـن پژوهـش یـک چهارچـوب محاسـباتی بـرای طبقه‌بنـدی حالت‌هـای مختلف بیهوشـی نظیـر بیداری، بیهوشـی سـبک و بیهوشـی عمومـی بـه کمـک سـیگنال مغـزی EEG و پارامترهای محیطـی ارائـه می‌دهد.

مـواد و روش‌هـا: تفکیـک حالت‌هـای مختلـف بیهوشـی توسـط مراحلـی شـامل جمع‌آوری داده، پیـش پـردازش، فرآینـد جدیـد برچسـب زدن سـیگنال EEG، انتخـاب طـول پنجـره‌ی مناسـب تحلیـل توسـط الگوریتـم ژنتیـک، اسـتخراج ویژگی توسـط پارامترهـای جـورث، آنتروپـی تقریبی، بُعـد فرکتـال پتروشـن، نمـای هرسـت، بزرگ‌تریـن نمـای لیاپانـوف، پیچیدگـی لمپـل زیـو، بُعـد همبسـتگی و ضرایـب موجـک دابشـیز، بهنجـار سـازی ویژگی‌هـا، انتخـاب ویژگی‌هـای برتـر توسـط تحلیـل مؤلفه‌هـای اصلـی پراکندهـی نامنفـی و طبقه‌بنـدی توسـط شـبکه‌ی عصبـی تابـع مبنـای شـعاعی انجـام می‌شـود. فرآینـد الصـاق برچسـب صحیـح، توسـط نظـر فـرد خبـره و تحلیـل کیفـی و کمّـی پارامترهـای استخراج‌شـده از دسـتگاه‌های محـرک عصبـی محیطـی، پالس‌اُکسـی‌متری، فشارسـنجی و زمـان تزریـق دارو صـورت می‌گیـرد.

یافته‌هـا: نتایـج پژوهـش نشـان می‌دهـد خروجـی شـبکه بـرای تشـخیص حالـت بیـداری، بیهوشـی سـبک و بیهوشـی عمومـی بـه ترتیـب بـه درصدهـای صحّـت ۹۳/۹۸، ۹۸/۶۲ و ۹۹/۳۲ رسـیده اسـت. بنابرایـن مـدل پیشـنهادی در طبقه‌بنـدی حالت‌هـای مختلـف بیهوشـی بـه درصـد صحّـت متوسـط ۹۷/۳ رسـیده اسـت.

نتیجه‌گیری: درنهایت 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

تخمیـن عمـق بیهوشـی و سـطح هوشـیاری در هنـگام عمـل جراحـی، یکـی از مسـئولیت‌های متخصـص بیهوشـی بـوده و به‌عنـوان یکـی از مسـائل مهـم حـوزه‌ی پزشـکی بـه شـمار می‌آیـد. عواقـب ناشـی از عـدم تخمیـن صحیـح بسـیار ناگـوار اسـت[1]. اگـر داروی بیهوشـی بیش‌ازحـد مجـاز بـه بیمـار تزریـق شـود، ممکـن اسـت بـه کُمـا رود و اگـر کمترازحـد مجـاز تزریـق شـود، ممکـن اسـت دچـار مشـکل‌های روانـی ناشـی از یـادآوری عمـل جراحـی شـود[2،3]؛ در ایـن حالـت بـه دلیـل تزریـق داروهـای شُـل‌کنندگی عضلانـی، بیمـار قـادر بـه انجـام عکس‌العملـی نیسـت.

امـکان وقـوع بیـداری در هنـگام عمـل جراحـی و بـه یـادآوری

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

پست الکترونیک: Hosseyni@mshdiau.ac.ir.

[Downloaded from jap.iums.ac.ir on 2025-04-16]

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[۴]. عمق بیهوشی مناسب زمانی حاصل می‌شود که سه عامل هوشبری، ضد دردی و ضد واکنشی خودکار و عضلانی ایجاد شود[۵]. 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 آرام سازی لازم است. ازآنجاکه هدف داروهای بیهوشی تأثیر بر سامانه‌ی اعصاب مرکزی است، سیگنال‌های مغزی نظیر الکتروآنسفالوگرافی (EEG) به دلیل غیرتهاجمی بودن موردتوجه پژوهشگرها قرار گرفته است[۶]. در سال‌های اخیر جامعه‌ی بیهوشی از نمایشگرهای هوشیاری مبتنی بر سیگنال EEG استفاده می‌کنند[۷]. 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[۸]. پژوهش‌های بالینی نشان داده‌اند که مقادیر CSI و BIS همبستگی خوبی با یکدیگر دارند[۹].

خروجی شاخص‌های ذکرشده عددی بین صفر تا صد بوده و معیاری برای سنجش سطح هوشیاری تا بیهوشی هستند [۷،۱۰]. 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 خواب‌آلودگی و درنهایت 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[۱۱]. تجزیه‌وتحلیل 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 [۱۲،۱۳].

تاکنون روش‌های مختلفی برای سنجش عمق بیهوشی پیشنهاد شده است. اسنو در سال ۱۸۴۷ بیهوشی با مواد مخدر را در پنج مرحله تعریف کرد[۱۴]. آرتوسیو در سال ۱۹۵۴ مراحل بیهوشی را به سه مرحله دسته‌بندی کرد[۱۵]. 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[۱۶]). به‌طورکلی 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 [۱۷،۱۸] 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 [۱۹] 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[۲۰] یک روش کمّی‌سازی

[Downloaded from jap.iums.ac.ir on 2025-04-16]

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 پیش پردازش 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 برافزایش 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 هوشبر و تحریک دردناک است. برای ارزیابی کمّی 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 صحّتی بیش از ۹۲ درصد رسیده است.

ژانگ و همکارانش در سال ۲۰۰۱ [۲۱] 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 [۲۲] 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 [۲۳] با ثبت یک کانال تفاضلی سیگنال EEG از ۲۲ بیمار به طبقه‌بندی حالت‌های مختلف بیهوشی نظیر 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 [۱۶] 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 اِعمال 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 [۲۴] 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 [۲۵] یک رویکرد مبتنی بر میانگین متحرّک 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 [۲۶] 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 به کمک ضرایب موجک می‌توان گذر از هوشیاری به بیهوشی را نزدیک به پردازش بلادرنگ تحلیل کرد. درنهایت نگوین‌کی و همکارانش در سال ۲۰۱۳ [۲۷] یک شاخص مبتنی بر روش‌های بیزین را برای تخمین عمق بیهوشی به کمک سیگنال‌های EEG اخذشده از ۲۵ بیمار ارائه دادند. نتایج نشان می‌دهد این شاخص می‌تواند به تخمین حالت‌های خواب‌آوری با صحّت خوبی بپردازد. کورتلاینین و همکارانش در سال ۲۰۱۱ [۲۸] یک روش برای جداسازی اثرات پروپوفول و یک مخدر مافوق اثر بنام رمی‌فنتانیل (با نام تجاری اولتیوا) را به کمک

[Downloaded from jap.iums.ac.ir on 2025-04-16]

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[۲۹] 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 صحّت متوسط ۸۷/۶ درصد برسد.

چهابرا و همکارانش در سال ۲۰۱۶[۳۰] روش مانیتورینگ آنتروپی 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[۳۱] 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 صحّت وضعیت تخمین عمق بیهوشی را بر اساس سیگنال‌های EEG شناسایی کند. شالباف و همکارانش در سال ۲۰۱۷[۳۲] به سنجش عمق بیهوشی به کمک سیستم عصبی فازی تطبیقی پرداختند. نتایج این پژوهش نشان می‌دهد سیستم پیشنهادشده توانسته است به صحّت ۹۳ درصد برای تفکیک حالت بیداری از بیهوشی عمومی دست یابد.

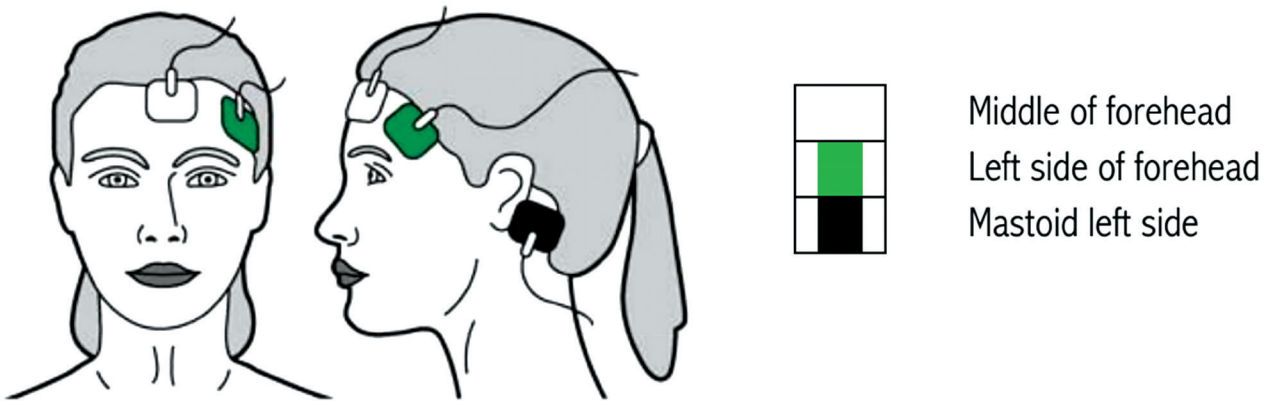
این پژوهش به ارائه‌ی یک چهارچوب محاسباتی به‌منظور طبقه‌بندی حالت‌های مختلف بیهوشی نظیر بیداری، بیهوشی سبک و بیهوشی عمومی به کمک سیگنال مغزی EEG و پارامترهای محیطی می‌پردازد. تفکیک حالت‌های مختلف بیهوشی توسط مراحل زیر انجام می‌شود: جمع‌آوری داده، پیش‌پردازش، فرآیند جدید برچسب زدن سیگنال EEG، انتخاب طول پنجره‌ی مناسب تحلیل توسط الگوریتم ژنتیک (۳۳)، استخراج ویژگی توسط پارامترهای جورث [۳۴،۳۵]، آنتروپی تقریبی (۳۶)، بُعد فرکتال به روش پتروشن [۳۷]، نمای هرست [۳۸]،[۳۹]، بزرگ‌ترین نمای لیاپانوف به روش روزن‌استاین[۴۰]، پیچیدگی لمپل-زیو [۴۱]، بُعد همبستگی به روش گراسبرگر و پروکاکسیا [۴۲]، [۴۳] و ضرایب موجک دابشیز[۴۴]، بهنجارسازی ویژگی‌ها، انتخاب ویژگی‌های برتر توسط تحلیل مؤلفه‌های اصلی پراکنده‌ی نامنفی (NSPCA)[۴۵] و طبقه‌بندی توسط شبکه‌ی عصبی تابع مبنای شعاعی (RBF). فرآیند الصاق برچسب صحیح توسط نظر فرد خبره و تحلیل کیفی و کمّی پارامترهای استخراج‌شده از دستگاه‌های محرّک عصبی محیطی (Xavant, South Africa)، پالس‌اُکسی‌متری، 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 بدین‌صورت 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 درنهایت به بحث و نتیجه‌گیری پرداخته می‌شود.

داده‌ی پژوهش

سیگنال EEG با دستگاه پایش حالت مغزی (CSM) [۴۶] مدل 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)[۱]. روش نمونه‌گیری آسان در این پژوهش استفاده شده است. سیگنال EEG به کمک سه الکترود 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.

[Downloaded from jap.iums.ac.ir on 2025-04-16]



شکل ۱: نمایش موقعیت قرارگیری سه الکترود فعال، مرجع و زمین بر روی سطح سر [۴۶]

علاوه بر سیگنال مغزی مواردی نظیر اطلاعات عمومی بیمار (سن، جنس، وزن، نوع جراحی، تاریخ، ساعت و طول مدّت جراحی)، شاخص CSI، سیگنال الکترومایوگرافی (EMG) به‌عنوان میزان شُلی 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 پالس‌اُکسی‌متر 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[۱]).

به دلیل اجتناب از آرتیفکت‌های ناشی از عمل جراحی، عمده‌ی بیماران تحت جراحی‌های عمومی، اورولوژی و جراحی‌های قسمت پایین‌تر از گردن قرار گرفته‌اند. جمعیت موردمطالعه 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) [۴۷] و ۲) تحت عمل‌های جراحی بیرون آوردن غده‌ی پروستات، وازووازوستومی، 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 مورداشاره [۱] فرم رضایت آزمایش را پُر کرده‌اند.

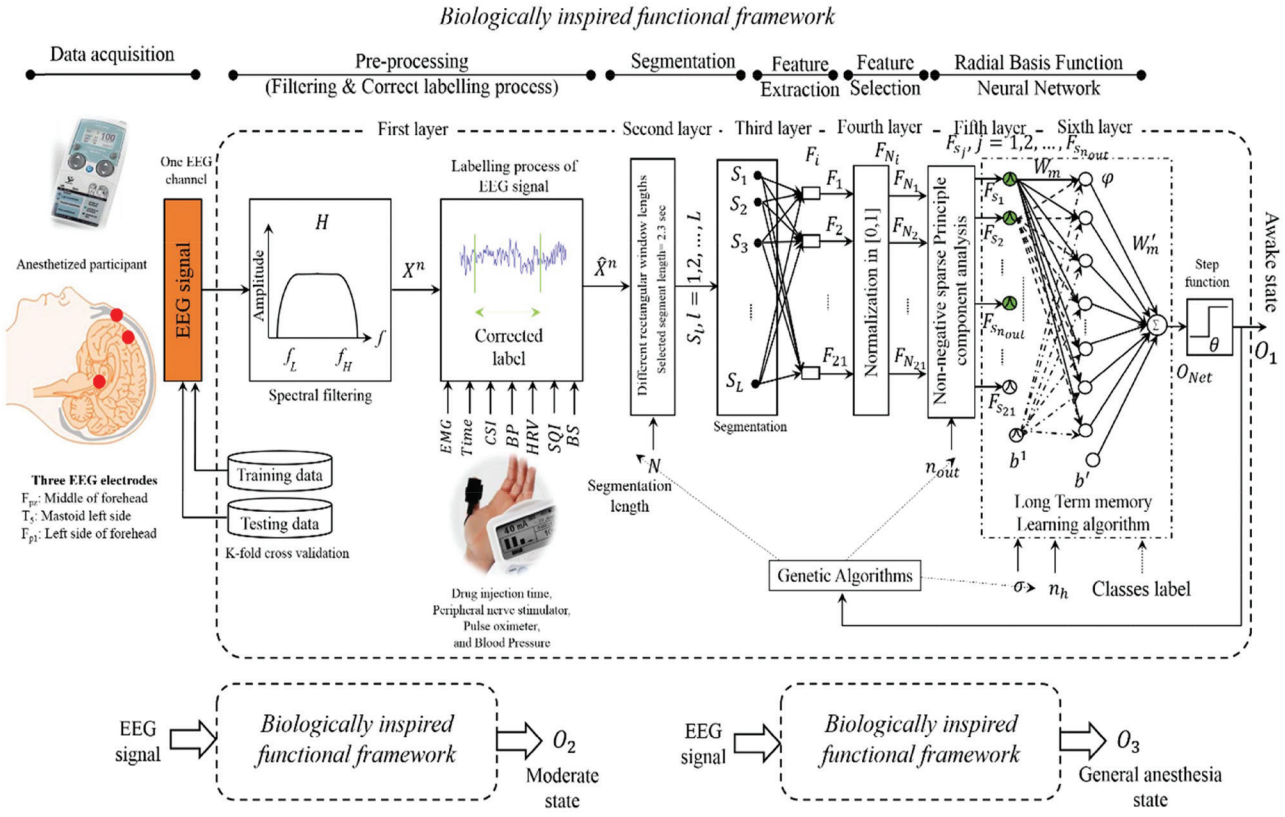
مراحل بیهوشی بیمار در حالت کلی شامل سه مرحله‌ی القاء، نگهداری و به هوش آمدن است[۱]. بیمار معمولاً داروهایی را قبل از این سه مرحله به‌عنوان پیش‌دارو دریافت کرده است. بیماران پس از ورود به اتاق عمل پیش‌داروی خود را دریافت کرده‌اند. در مرحله‌ی القاء، در ابتدا ۰/۳۰ mg/kg میدوزولام و ۲μ/kg فنتانیل دریافت کرده‌اند. در ادامه‌ی القاء ۵ mg/kg تیوپنتال (در ابتدا ۴mg/kg و سپس ۱mg/kg در هنگام لوله‌گذاری تراشه)

[Downloaded from jap.iums.ac.ir on 2025-04-16]

دریافت کرده‌اند. همچنین در مرحله‌ی القاء داروی سیس-آتراکوریوم به‌عنوان NMBA با مقدار مجاز ۰/۱ mg/kg تزریق شده است. در دوره‌ی نگهداری ترکیبی از داروهای پروپوفول از طریق پمپ تزریق با مقدار مجاز ۷۵-۱۰۰ µg/kg/h، گاز نیتروز اکساید (N2O) به‌صورت ترکیب با گاز اکسیژن توسط دستگاه بیهوشی و داروی شُل‌کننده سیس‌آتراکوریوم به بیمار داده شده است. درصورتی‌که عمق بیهوشی بیمار مطابق معیار CSI از حد موردنظر پزشک یا ۶۰ بالاتر بوده است، ۰/۵ mg/kg تیوپنتال به بیمار تزریق شده است یا داروی پروپوفول به‌صورت یک‌باره با توجه به نظر پزشک داده شده است. همچنین درصورتی که میزان شُلی عضلات بیمار از حد معینی کمتر بوده است، داروی سیس‌آتراکوریوم تزریق شده است. هر یک ساعت داروی مخدر فنتانیل با مقدار مجاز ۰/۵ µg/kg به بیمار داده شده است. درنهایت در مرحله‌ی به هوش آمدن کلیه‌ی داروها قطع شده است (برگرفته از [1]).

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.



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

[Downloaded from jap.iums.ac.ir on 2025-04-16]

فرآیند برچسب زدن سیگنال EEG

در ایـن پژوهـش سـیگنال EEG در حالت‌هـای مختلـف بیهوشـی به‌عنـوان ورودی سـامانه اسـتفاده می‌شـود. یـک مسـئله‌ی مهـم در هـر سـامانه‌ی شـناختی «برچسـب صحیـح داده‌ی ورودی» اسـت. در اینجـا برچسـب زدن بـه معنـای ارزیابـی داده‌هـا بـه کمـک یـک سـری از معیارهـای دیـداری و شـهودی توسـط فرد خبره و یک سـامانه‌ی شـناختی پیشنهادی اسـت[۴۸]. ممکن اسـت بخشـی از سـیگنال و حتی کل سـیگنال بـرای پردازش مناسـب نباشـند و در صورت پـردازش، یک جواب نادرست تشـخیص داده شود. فرآیند برچسب‌زدن سیگنال EEG شـامل دو مرحلـه‌ی تجزیه‌وتحلیـل کیفـی و کمّـی پارامترهـای استخراج‌شـده از دسـتگاه‌های تحریک‌کننـده‌ی عصـبِ محیطی، پالس‌اُکسـی‌متر و فشارسـنجی نظیـر BS، CSI، SQI، EMG، BP، HR، SPo2 و زمـان تزریـق دارو اسـت.

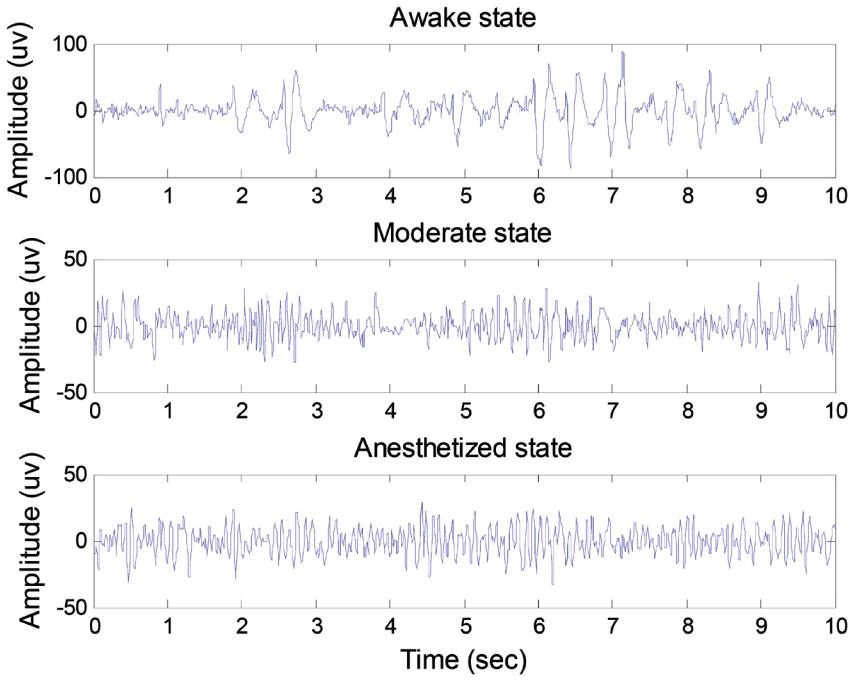
ایـن پژوهـش قـادر بـه ارزیابـی کیفیـت برخـی از بخش‌هـای سـیگنال EEG متناسـب بـا حالت‌هـای مختلـف بیهوشـی اسـت. بدیـن منظـور یـک مجموعـه از ویژگی‌هـا از سـیگنال EMG نظیـر انحـراف معیـار، عبـور از صفـر، دامنـه‌ی متوسـط، بُعـد فرکتـال بـه روش پتروشـن، آنتروپـی تقریبـی، فرکانـس متوسـط و ضرایـب کپسـتروم استخراج‌شـده (بـرای مطالعـه‌ی بیشـتر دربـاره‌ی ویژگی‌هـای اسـتخراجی بـه[۲۹]، [۴۸] مراجعـه شـود)، سـپس ویژگی‌هـا در بـازه‌ی صفـر تـا یـک بهنجـار شـده و درنهایـت آن‌هـا بـه طبقه‌بنـدی کننـده‌ی ماشـین بـردار پشـتیبان (SVM) بـا هسـته‌ی RBF بـا اسـتراتژی یـک در مقابـل همـه در جعبه‌ابـزار LIBSVM [۴۹] تحویـل می‌شـوند[۵۰].

بـرای محاسـبه‌ی آنتروپـی تقریبـی ابتـدا بایـد دو پارامتـر m به‌عنـوان یـک عـدد صحیـح مثبـت و r به‌عنـوان تلورانـس به‌صـورت یـک عـدد حقیقـی مثبـت انتخـاب شـود. در ایـن پژوهـش مقـدار m برابـر ۲ و مقـدار r برابـر ۰/۲۵ انحـراف معیار سـیگنال انتخـاب می‌شـود. بـرای محاسـبه‌ی کپسـتروم از دسـتور rcepe نرم‌افـزار MATLAB اسـتفاده شـده اسـت. بـه دلیـل اینکـه محـدوده‌ی دامنـه‌ی تغییـرات ویژگی‌هـا متفـاوت هسـتند و ایـن تفـاوت می‌توانـد منجـر بـه تصمیم‌گیـری نادرسـت طبقه‌بنـدی کننـده شـود، ویژگی‌هـای اسـتخراجی در بـازه‌ی صفـر تـا یـک بهنجـار می‌شـوند. از ماشـین‌های بـردار پشـتیبان می‌تـوان بـرای جداسـازی داده‌هـای تفکیـک پذیـر خطـی و غیرخطـی اسـتفاده نمـود. دو پارامتـر در نحـوه‌ی عملکـرد ایـن طبقه‌بنـدی کننـده نقـش مهمـی دارنـد. اولیـن پارامتـر مقـدار پـراش تابـع RBF (σ) اسـت، کـه هرچـه کوچک‌تـر باشـد تابـع RBF تیزتـر و صحّـت را بـالا می‌بـرد، ولـی در مقابـل از میـزان قابلیـت تعمیـم روش می‌کاهـد. پارامتـر دوم، ضریـب جریمـه‌ی C اسـت کـه بـا میـزان خطـای قابل‌قبـول نسـبت عکـس دارد و بنابرایـن هرچـه C کمتـر فـرض شـود خطـای بیشـتری پذیرفتـه شـده اسـت. انتخـاب پارامترهـا بـا سـعی و خطـا و ارزیابـی نتایـج حاصـل از پارامترهـای مختلـف بـر روی یـک دادگان کوچـک اولیـه انجـام شـد و پـس از تعییـن پارامترهـای بهینـه، روش بـر روی کل دادگان اعمـال و نتایـج آن اسـتخراج شـد.

تحلیل سیگنال EEG

نمونـه‌ای از سـیگنال EEG مربـوط بـه سـه حالـت مختلـف بیهوشـی نظیـر بیـداری، بیهوشـی سـبک و بیهوشـی عمومـی در شـکل ۳ بـه نمایـش گذاشـته شـده اسـت. سـیگنال‌های EEG می‌تواننـد توسـط نویزهـا و اختلال‌هـای مختلـف آلـوده شـوند. در ایـن پژوهـش ابتـدا سـیگنال EEG در حالت‌هـای مختلـف بیهوشـی توسـط پالایـه‌ی میان‌گـذر بـا پهنـای بانـد $f_L=1$ تـا $f_H=40$ هرتـز پیش‌پـردازش می‌شـود. بـرای طراحـی پالایـه‌ی میان‌گـذر از پالایـه‌ی باتـرورث درجـه‌ی ۸ بـا فـاز صفـر بـه کمـک دسـتور filtfilt اسـتفاده می‌شـود. ایـن پالایـه بـه علّـت رفت‌وبرگشـت فـاز صفـر ایجـاد می‌کنـد.

[Downloaded from jap.iums.ac.ir on 2025-04-16]



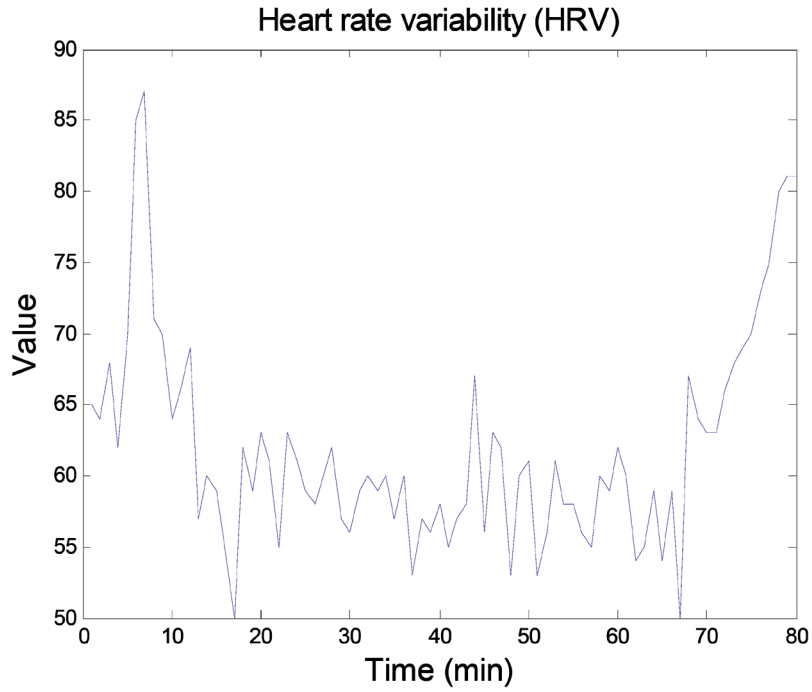
شکل ۳: نمونه‌ای از سیگنال EEG مربوط به سه حالت مختلف بیهوشی: بیداری، بیهوشی سبک و بیهوشی عمومی

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

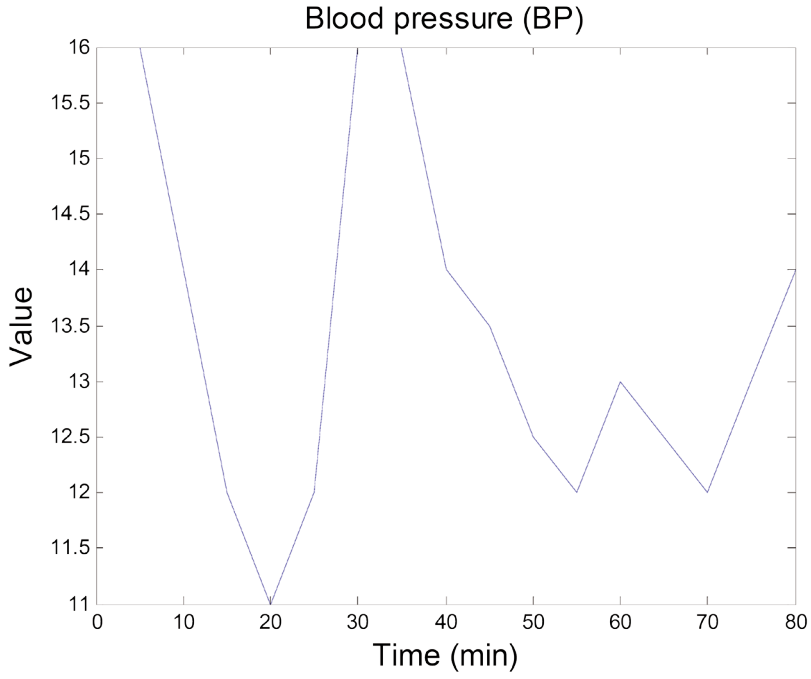
در بحث استخراج ویژگی به دلیل اینکه جمع آثار در سامانه‌های زیستی معنی ندارد و هیچ‌گاه کُل پدیده از مجموع اجزاء قابل‌استخراج نیست، بنابراین این پژوهش سعی می‌کند به‌جای استفاده از ویژگی‌های محلی به سراغ ویژگی‌های سراسری برود. در این پژوهش از ویژگی‌های آشوب گون نظیر آنتروپی تقریبی، بُعد فرکتال به روش پتروشن، نمای هرست، بزرگ‌ترین نمای لیاپانوف به روش روزن‌استاین، پیچیدگی لمپل زیو، بُعد همبستگی به روش گراسبرگر و پروکاکسیا و همچنین ویژگی‌های پرکاربرد دیگری نظیر پارامترهای جورث شامل فعالیت، تحرّک 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 درنهایت 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

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

[Downloaded from jap.iums.ac.ir on 2025-04-16]



(الف)



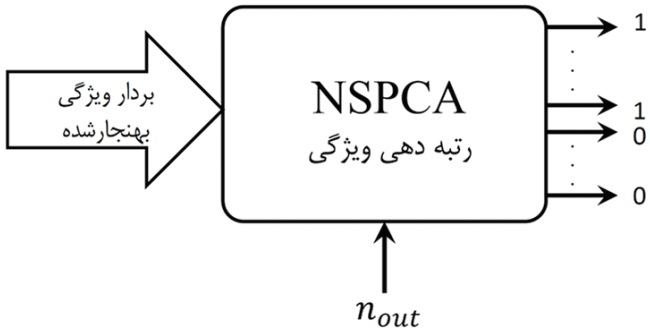
(ب)

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

[Downloaded from jap.iums.ac.ir on 2025-04-16]

(D_4 (۱-۴ Hz)، D_3 در محدوده‌ی تتا (۴-۸ Hz)، D_2 در محدوده‌ی آلفا (۸-۱۳ Hz) و D_1 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 صحّت 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[۴۵]. ابزار تحلیل مؤلفه‌های اصلی یک روش وابسته به داده است و نیاز به آموزش دارد[۵۱-۵۳].

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، افزونگی وجود ندارد.



شکل ۵: نمایشی از نحوه‌ی اجرای الگوریتم NSPCA

درنهایت 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.

(۱)

$$\varphi\left(F_{s_j}, W_m, b_m^1\right) = f_1\left(b_m^1 \left\|F_{s_j} - W_m\right\|\right) = exp\left\{-\left(b_m^1 \left\|F_{s_j} - W_m\right\|\right)^T \left(b_m^1 \left\|F_{s_j} - W_m\right\|\right)\right\},$$

$$m = 1,2,\dots,n_h, j = 1,2,\dots,n_{out}$$

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

[Downloaded from jap.iums.ac.ir on 2025-04-16]

(۲)

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

که Ln بیانگر لگاریتم طبیعی و σ بیانگر عامل گسترش (انحراف از معیار یا شعاع) RBF است. لازم به ذکر است سوگیری می‌تواند به‌صورت پیش‌فرض در نظر گرفته نشود، بلکه بر مبنای توجه انتخابی و وضع روانی انتخاب شود. این موضوع می‌تواند در پژوهش‌های آینده موردبررسی قرار گیرد. σ در این پژوهش توسط الگوریتم ژنتیک انتخاب می‌شود. تابع واحد خروجی در لایه‌ی ششم از رابطه‌ی (۳) محاسبه می‌شود.

(۳)

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

که b' بیانگر سوگیری واحد خروجی، n_h بیانگر بیشینه تعداد گره‌های مخفی در لایه‌ی پنجم، W'_m بردار وزن ارتباطی بین m اُمین گروه مخفی و خروجی و O_{Net} بیانگر خروجی شبکه (برچسب‌های دسته‌ی تخمین زده‌شده) است. همان‌طور که اشاره شد یکی از خروجی‌های نهایی شبکه (به‌عنوان نمونه O_1) می‌تواند توسط عبور O_{Net} از تابع پله‌ی واحد مطابق رابطه‌ی (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 آستانه‌ی سخت یا فعال‌سازی (θ) در تابع پله توسط داده‌ی آموزشی مطابق رابطه‌ی (۵) تعیین می‌شود.

(۵)

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

لایه‌ی پنجم هیچ گره‌ای ندارد و گره‌های مخفی لایه‌ی پنجم به‌صورت خودانتخابی توسط الگوریتم یادگیری مربع حداقل متعامد اضافه می‌شوند[۵۴]. برای طراحی لایه‌ی پنجم از دستور newrb نرم‌افزار MATLAB استفاده می‌شود. شرط معیار توقف شبکه رسیدن تعداد گره‌های لایه‌ی پنجم به بیشینه‌ی n_h یا رسیدن جمع مربعات خطا به کمتر از مقدار مشخص‌شده است. در مرحله‌ی آموزش ویژگی‌ها محاسبه می‌شوند، سپس توسط الگوریتم بدون نظارت NSPCA تعداد گره‌های مخفی لایه‌ی چهارم انتخاب می‌شود. در مرحله‌ی آزمون ویژگی‌های انتخاب‌شده توسط پارامترهای محاسبه‌شده در مرحله‌ی آموزش محاسبه می‌شوند. رفتار شبکه حساس به دو پارامتر σ و n_h است، اگر این دو پارامتر به‌صورت مناسب تعیین شوند، نرخ صحّت به‌دست‌آمده بهینه خواهد بود.

نتایج

شبیه‌سازی‌ها در محیط نرم‌افزار MATLAB انجام شده است. به‌منظور تحلیل کمّی سیگنال EMG از مجموعه ویژگی‌های معرفی‌شده در بخش سوم استفاده شده است. تحلیل کمّی نتایج نشان می‌دهد دسته‌ی بیداری با درصد صحّت ۸۳/۱۴، بیهوشی سبک با درصد صحّت ۸۷/۲۸ و بیهوشی عمومی با درصد صحّت ۸۶/۱۲ از یکدیگر تفکیک شده‌اند. در این پژوهش از الگوریتم ژنتیک و درصد صحّت طبقه‌بندی کننده‌ی شبکه‌ی عصبی RBF برای تعیین طول بهینه‌ی بازه‌ی تحلیل سیگنال EEG در تفکیک حالت‌های مختلف بیهوشی استفاده شده است. الگوریتم ژنتیک یک روش مبتنی بر جمعیت است. در این روش ابتدا یک جمعیت اولیه تصادفی به صورت (۱۰۰,۷۰۰) در نظر گرفته می‌شود. احتمال بُرش و جهش نیز به ترتیب ۰/۷ و ۰/۰۲ در نظر گرفته شده است. در هر جمعیت برازندگی هر کروموزوم محاسبه می‌شود؛ تابع برازندگی به‌عنوان درصد صحّت طبقه‌بندی کننده‌ی RBF در نظر گرفته می‌شود. همچنین اندازه‌ی جمعیت ۲۰ و بیشینه‌ی تولید ۱۰۰ در نظر گرفته شده است (به‌عنوان شرط توقف برای الگوریتم ژنتیک). درنهایت نتایج پژوهش به کمک پنجره‌ی مستطیلی بازه‌ی N =۲/۳ ثانیه را برای تحلیل مناسب پیشنهاد داده است.

برای انتخاب ویژگی‌های برتر از الگوریتم بدون نظارت

[Downloaded from jap.iums.ac.ir on 2025-04-16]

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 σ بیانگر عامل گسترش (انحراف از معیار یا شعاع) RBF است که توسط الگوریتم ژنتیک انتخاب می‌شود. بازه‌ی جمعیت اولیه برای σ و n_{out} به ترتیب به‌صورت (۰,۱,۵) و (۱,۲۱) در نظر گرفته شده است. با تحلیل این بخش‌ها σ 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=۵) 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 صحّت 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 صحّت ۹۳/۹۸، خروجی شبکه برای تشخیص حالت بیهوشی سبک (O_2) به درصد صحّت ۹۸/۶۲ و خروجی شبکه برای تشخیص حالت بیهوشی عمومی (O_3) به درصد صحّت ۹۹/۳۲ رسیده است؛ بنابراین برای مقایسه‌ی منصفانه با پژوهش‌های گذشته، میانگین این سه عدد به‌صورت ۹۷/۳ درصد گزارش می‌شود.

جدول ۱: مقادیر صحّت طبقه‌بندی کننده برای سه آزمایش

نوع آزمایش	صحّت 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[۵۵-۵۷]. 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 سیگنالEEG، 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 تجزیه‌وتحلیل کیفی و کمّی پارامترهای استخراج‌شده از خروجی‌های دستگاه تحریک‌کننده‌ی عصبِ محیطی نظیر سیگنال فعالیت ماهیچه‌ای و خروجی‌های دستگاه پالس‌اُکسی‌متر نظیر نرخ ضربان قلب، فشارسنج نظیر فشارخون و همچنین زمان تزریق دارو، شاخص کیفیت

[Downloaded from jap.iums.ac.ir on 2025-04-16]

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 صحّت ۸۳/۱۴، بیهوشی سبک با درصد صحّت ۸۷/۲۸ و بیهوشی عمومی با درصد صحّت ۸۶/۱۲ از یکدیگر تفکیک شدند. سپس به کمک مقادیر صحّت 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 رتبه دهی 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. نتایج تحلیل سیگنال EEG برچسب خورده نشان می‌دهد خروجی شبکه برای تشخیص حالت بیداری به درصد صحّت ۹۳/۹۸، خروجی شبکه برای تشخیص حالت بیهوشی سبک به درصد صحّت ۹۸/۶۲ و خروجی شبکه برای تشخیص حالت بیهوشی عمومی به درصد صحّت ۹۹/۳۲ رسیده است. روش پیشنهادی توانسته است در طبقه‌بندی حالت‌های مختلف بیهوشی به درصد صحّت 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 محمّد 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 انجام‌گرفته است.

[Downloaded from jap.iums.ac.ir on 2025-04-16]

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. Daunderer, 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. Daunderer, 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.

[Downloaded from jap.iums.ac.ir on 2025-04-16]

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 remifentanil 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. Shalbaf, M. Saffar, J. W. Sleigh, and R. Shalbaf, "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),

[Downloaded from jap.iums.ac.ir on 2025-04-16]

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.

[Downloaded from jap.iums.ac.ir on 2025-04-16]

Journal of Anesthesiology and Pain Autumn 2017, Vol 8, NO 1

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

Seyyed Abed Hosseini[*1]

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: Hosseyni@mshdiau.ac.ir

[Downloaded from jap.iums.ac.ir on 2025-04-16]