

اهمیت زمان بندی و نرخ اسپایک در مدل گیرنده ی مکانیکی Merkel

فاطمه یاورى^۱، فریدون نوشیروان راحت آباد^۲، محمود امیری^۳

مقاله پژوهشی

چکیده

مقدمه: حس لمس، نقش مهمی در تعاملات ما با محیط اطراف دارد. بازوهای مکانیکی، رباتها و پروتزه های عصبی، با داشتن حس لمس عملکرد بهتری خواهند داشت. مطالعات میکرونوروگرافی در انسانها، نشان داده است که نورونهای آوران اولیه مانند گیرنده های مکانیکی نوک انگشت، نقش مهمی در کدگذاری و تفکیک پذیری انواع مختلفی از تحریکها با استفاده از الگوهای قطار اسپایک دارند.

روشها: یک روش آزمایشگاهی برای شبیه سازی پاسخهای گیرنده ی تطابق آهسته ی نوع I به تحریک نیرو با در نظر گرفتن رفتار اسپایکی، به کار گرفته شده است. در واقع، برای تشخیص نیرو، از داده های حسگر و ویژگی اسپایکی استفاده گردید. سیگنال آنالوگ حسگر، به عنوان جریان ورودی به مدل نورونی Izhikevich به منظور به دست آوردن قطارهای اسپایک اعمال شد. ویژگیهای قطارهای اسپایک با کدگذاری نرخ و کدگذاری زمان بندی اسپایک استخراج شد. ویژگیهای مورد نظر، به طبقه بندی کننده ی (kNN) K-nearest neighbor و (SVM) Support vector machines جهت طبقه بندی انواع نیروها داده شد.

یافته ها: بالاترین دقت طبقه بندی ویژگی کدگذاری نرخ با درستی ۱۰۰ درصد، ویژگیهای (ISI CV) Inter-spike intravel coefficient of variation با درستی ۸۱/۱۸ درصد و (VPd) Victor-purpura distance با درستی ۸۲ درصد به دست آمد. همچنین، با استفاده از قطارهای اسپایک حاصل از نیروی تماس اطلاعات متقابل، کدگذاری نرخ و کدگذاری زمانی نیز محاسبه شد.

نتیجه گیری: ارسال اطلاعات با روش کدگذاری نرخ از کدگذاری زمان بندی اسپایک در تحریک گیرنده ی مکانیکی Merkel بیشتر است. همچنین، با افزایش نیرو، میزان آتش کردن گیرنده ی مکانیکی Merkel نیز افزایش می یابد.

واژگان کلیدی: گیرنده ی مکانیکی، حس لمس، تئوری اطلاعات

ارجاع: یاورى فاطمه، نوشیروان راحت آباد فریدون، امیری محمود. اهمیت زمان بندی و نرخ اسپایک در مدل گیرنده ی مکانیکی Merkel. مجله دانشکده

پزشکی اصفهان ۱۳۹۷؛ ۳۶ (۴۹۸): ۱۱۶۴-۱۱۵۶

ارایه ی یک بازخورد حسی از اندام مصنوعی این حس را در فرد ایجاد می کند که عضو مصنوعی بخشی از بدنش می باشد و حس مالکیت عضو جدید را تقویت کند، دوم این که وجود بازخورد لمسی از وضعیت بدن و نیروهای اعمال شده به آن می تواند عملیات انتقال اطلاعات را تسهیل کند. فقدان بازخورد حسی، به تازگی به عنوان یک عامل محدود کننده برای اندامهای مصنوعی در نظر گرفته شده است. همچنین، ایجاد حس لامسه برای رباتها و بازوهای مکانیکی، می تواند عملکرد آنها را در زمینه های مختلف بهبود ببخشد. هنگامی که شیء را برمی داریم و یا سطحی را لمس می کنیم، فیبرهای عصبی لمسی دست فعال می شوند و اطلاعات مربوط به شکل، اندازه و ... را

مقدمه

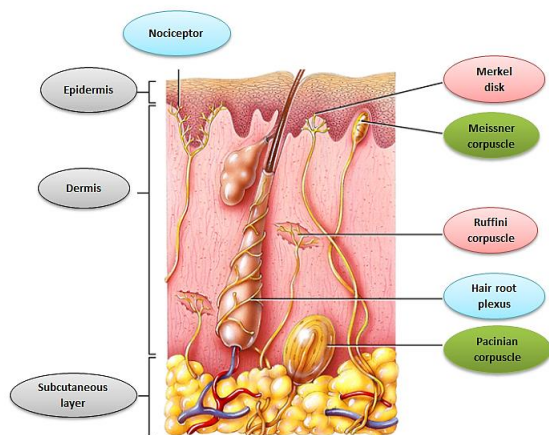
در میان انواع حس های مختلف، لمس نقش بسیار مهمی در شکل دادن تعاملات ما با دنیای خارج دارد. ما بدون هیچ تلاشی قادر به تشخیص سطوح زبر و نرم از همدیگر هستیم. توانایی بازیابی این ویژگی ها برای انسانهایی که پوست آنها آسیب دیده است و یا دچار قطع عضو شده اند، می تواند منجر به بهبود کیفیت زندگی در این افراد شود. پروتزه های رباتیک، در حال حاضر می توانند بسیاری از خواص مکانیکی دست بیولوژیکی را تقلید کنند و اضافه کردن قابلیت های حسی مانند پوست می تواند پذیرش و استفاده از این پروتزه های رباتیک در میان افراد قطع عضو شده را بهبود ببخشد. اول این که

۱- دانشجوی دکتری، گروه مهندسی پزشکی (بیوالکتریک و بالینی)، دانشکده ی علوم و فن آوری های پزشکی، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

۲- دانشیار، گروه مهندسی پزشکی (بیوالکتریک و بالینی)، دانشکده ی علوم و فن آوری های پزشکی، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

۳- دانشیار، گروه مهندسی پزشکی، دانشکده ی علوم پزشکی، دانشگاه علوم پزشکی کرمانشاه، کرمانشاه، ایران

ویژگی‌های بی‌دست آمده جهت طبقه‌بندی انواع نیرو به طبقه‌بندی کننده‌ی k نزدیک‌ترین همسایه (K-nearest neighbour) یا (kNN) و بردار ماشین پشتیبان (Support vector machine) یا (SVM) داده شده است. سپس، نتایج حاصل با به دست آوردن اطلاعات متقابل ارزیابی می‌شود. ساده‌ترین راه برای محاسبه‌ی اطلاعات متقابل، استفاده از روش کدگذاری نرخی و شمارش تعداد اسپایک‌ها در یک پنجره‌ی زمانی است (۷). یک روش دیگر استفاده از روش کدگذاری زمانی، محاسبه‌ی دقیق زمان ایجاد اسپایک در یک پنجره‌ی زمانی است (۸). برای درک اهمیت انواع کدگذاری‌ها در محاسبه‌ی میزان اطلاعات ارسال شده، Zuo و همکاران پاسخ‌های عصبی در نواحی S1 و S2 کرتکس سوماتوسنسوری ۵ موش را در هنگام تماس سبیل‌های آن‌ها با انواع مختلف بافت‌ها ثبت نمودند. سپس، اطلاعات متقابل را در کدگذاری نرخی و کدگذاری زمان‌بندی اسپایک به دست آوردند. نتایج نشان داد کدگذاری زمانی اطلاعات بیشتری از کدگذاری نرخی ارسال می‌نماید (۱۲). همچنین، منطبق با یافته‌های فیزیولوژی، Saal و همکاران نشان دادند که با افزایش نیروی اعمالی، میزان آتش کردن گیرنده‌ی مکانیکی Merkel نیز افزایش می‌یابد (۱۳).



شکل ۱. محل قرار گرفتن انواع گیرنده‌های مکانیکی در پوست بی‌مو (۱۴)

روش‌ها

جمع‌آوری داده‌ها: برای اندازه‌گیری نیرو، راه‌های متفاوتی وجود دارد. یکی از دقیق‌ترین راه‌ها، استفاده از حسگر وزن (Load cell) است. Load cell، با تشکیل یک پل مقاومتی، هنگامی که تغییرات نیرو بر روی آن‌ها اتفاق بیفتد، با تغییر ولتاژ بر روی پایه‌های داده‌ی خروجی این تغییرات را گزارش می‌دهند. محدوده‌ی این تغییرات بسیار کم است و تفاوت ولتاژ خروجی در حالت بدون بار و بار کامل در حدود چند میلی‌ولت است. برای به دست آوردن دقت مناسب، از

به مغز ارسال می‌کنند (۱). هزاران گیرنده‌ی مکانیکی در پوست دست انسان توزیع شده است که هر کدام در یک یا چندین فیبر عصبی میلیون‌ها گسترده می‌شوند (۲). هنگام تماس انگشت با یک وسیله، یک تحریک ایجاد می‌شود که سبب تحریک گیرنده‌های مکانیکی می‌شود که نقش مبدل را ایفا می‌نماید و آن را به قطاری از اسپایک (Spike) تبدیل می‌کنند و در نوروآن، ایجاد پیام می‌کنند. گیرنده‌های مکانیکی، به عنوان آستانه‌ی تحریک پایین (Low threshold) یا حساسیت بالا شناخته می‌شوند؛ چرا که قادر به تولید پتانسیل عمل با هر تحریک مکانیکی ضعیفی هستند. گیرنده‌های مکانیکی تطابق آهسته (Slowly Adaptive) به تحریک‌های با فرکانس پایین پاسخ می‌دهند و خواص استاتیکی را توصیف می‌کنند. در حقیقت، می‌توانند یک سیگنال پایدار در پاسخ به محرک پایدار تولید کنند. گیرنده‌های Merkel و Ruffini (Merkel and Ruffini cells) از این دسته هستند.

در مقابل، گیرنده‌های مکانیکی تطابق تند (Rapidly adaptive) مانند گیرنده‌های Meissner و Pacinian (Meissner and Pacinian cells) به تحریک‌های فرکانس بالا حساس هستند و به نیروهای دینامیک و ارتعاشات پاسخ می‌دهند (۳). شکل ۱، مکان انواع گیرنده‌های مکانیکی را در پوست بی‌مو نشان می‌دهد (۴). هنگام اعمال تحریک لمسی، نوروآن‌ها ممکن است با استفاده از کدگذاری نرخی و کدگذاری زمان بندی دقیق اسپایک، اطلاعات را ارسال نمایند (۵-۸). حس لامسه‌ی مصنوعی با استفاده از حسگرهای لمسی بیومتریک و مدل‌سازی گیرنده‌های مکانیکی، قادر به تشخیص انواع بافت‌های طبیعی و زبری و نرمی سطوح مختلف می‌باشد (۹-۱۰). سلیمی نژاد و همکاران، جهت آشکارسازی میزان نیروی اعمال شده به حسگر، اقدام به پیاده‌سازی سخت‌افزاری گیرنده‌های مکانیکی Meissner و Merkel بر روی Field programable gate array (FPGA) نمودند و نشان دادند که با افزایش میزان نیروی ثابت، نرخ آتش کردن گیرنده‌ی مکانیکی Merkel افزایش می‌یابد (۱۱). در این مقاله، پس از اعمال نیرو به حسگر، خروجی آنالوگ حسگر به عنوان جریان ورودی به گیرنده‌ی مکانیکی Merkel با در نظر گرفتن ضریب رسانایی، داده می‌شود. قطارهای اسپایک حاصل از گیرنده‌ی Merkel بر اساس دو نوع کدگذاری نرخی و زمانی مورد تحلیل قرار گرفته‌اند و عملکرد گیرنده‌ی Merkel به تحریک ثابت مورد بررسی قرار گرفته است. یکی از اهداف، بررسی تمایز میان قطارهای اسپایک تولید شده توسط گیرنده‌ی مکانیکی Merkel به ازای نیروهای مختلف می‌باشد. ویژگی‌های قطارهای اسپایک حاصل از گیرنده‌ی Merkel با ۵ سطح مختلف جریان ورودی با هر دو نوع کدگذاری نرخی و زمانی استخراج شده است.

جریان خروجی نشان داده شده در شکل ۳-الف، به گیرنده‌ی Merkel که با مدل نورونی Izhikevich مدل‌سازی شده است، اعمال گردید. Izhikevich، با استفاده از دانش تئوری سیستم‌های دینامیکی، مدل نورونی خود را به صورت یک سیستم دو بعدی با معادلات دیفرانسیل معمولی پیشنهاد کرد (۱۸). معادلات این مدل به صورت زیر می‌باشد:

$$v' = 0.04v^2 + 5v + 140 - u + I \quad (1)$$

$$(u' = a(bv - u)) \quad (2)$$

که دارای یک معادله‌ی کمکی به صورت زیر است:

$$v > v_{th} \text{ Then } \begin{cases} c \rightarrow v \\ u + d \rightarrow u \end{cases} \quad (3)$$

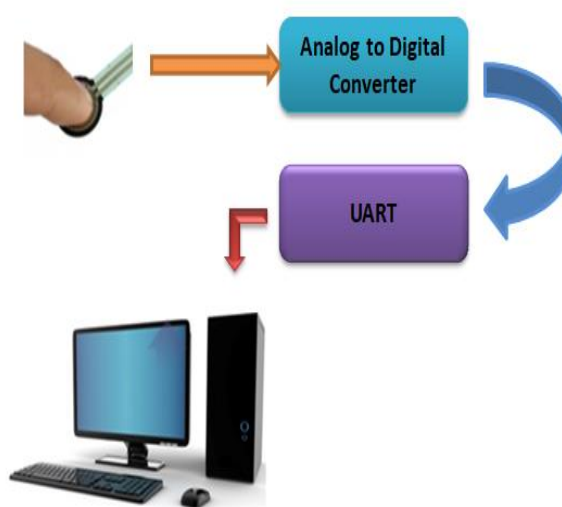
که در آن، v نشان دهنده‌ی ولتاژ غشای نورون و متغیر u یک متغیر بازیافت متناسب با v است. در این معادله، همچنین I نشان دهنده‌ی جریان‌های ورودی و a ، b ، c و d پارامترهای قابل تنظیمی هستند که برای باز تولید شکل سیگنال‌های مختلف نورونی از آن‌ها استفاده می‌شود. زمانی که ولتاژ v از 30 میلی‌ولت عبور می‌کند، یک اسپایک به خروجی منتقل می‌شود و همچنین، مقادیر u و v طبق معادله‌ی (۳) مقداردهی می‌شود. تکرار آزمایش به ازای هر نیرو 10 بار بود. در شکل ۳-ب، Raster plot قطارهای اسپایک نشان داده شده است. گیرنده‌ی Merkel سرعت تطابق پایینی دارد و در پاسخ به تحریک پیوسته، ابتدا با فرکانس بالاتری شروع به آتش کردن و تولید اسپایک می‌نماید. در ادامه‌ی تحریک، فرکانس آتش کردن کاهش می‌یابد و در نبود تحریک، غیر فعال می‌شود (۳).

روش‌های کدگذاری بر اساس ویژگی‌های قطار اسپایک:

قطارهای اسپایک حاصل از گیرنده‌ی Merkel بر اساس دو نوع کدگذاری نرخ و زمانی مورد تحلیل قرار گرفته‌اند و عملکرد گیرنده‌ی Merkel به تحریک ثابت مورد بررسی قرار گرفته است. یکی از اهداف، بررسی تمایز میان قطارهای اسپایک تولید شده توسط گیرنده‌ی مکانیکی Merkel به ازای نیروهای مختلف می‌باشد. ویژگی‌های قطارهای اسپایک حاصل از گیرنده‌ی Merkel با 5 سطح مختلف جریان ورودی با هر دو نوع کدگذاری نرخ و زمانی استخراج شده است. در تحلیل انواع کدینگ اسپایک‌ها، دو نوع کدگذاری بسیار مورد استفاده قرار می‌گیرد. کدگذاری نرخ که تعداد اسپایک‌ها در یک پنجره‌ی زمانی و کدگذاری زمانی، که زمان ایجاد اسپایک را مورد بررسی قرار می‌دهد. با توجه به اطلاعات فیزیولوژی، انتظار می‌رود گیرنده‌ی Merkel، اطلاعات را بیشتر با کدگذاری نرخ نسبت به کدگذاری زمانی ارسال کند.

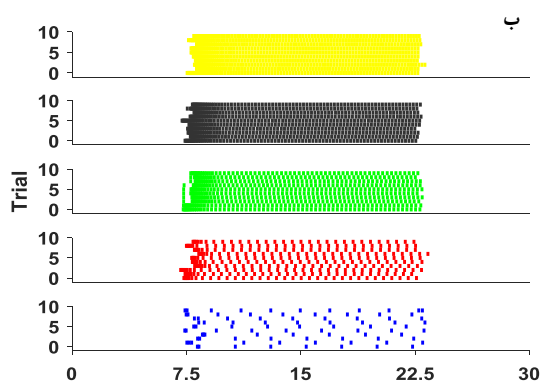
یک ماژول (ADC یا Analog to digital convertor) با شماره‌ی HX711 استفاده شده است. این ماژول، مقدار ولتاژ اندازه‌گیری شده را با دقت 24 بیت تحویل می‌دهد. مقدار خروجی این ماژول با تغییر 0.298 میکروولت یک واحد افزایش می‌یابد که این مقدار، دقت قابل قبول این ماژول را نشان می‌دهد. فشار اندازه‌گیری شده، با دقت 1 میلی‌نیوتن توسط ماژول به وسیله‌ی یک میکروکنترلر خوانده می‌شود و به کامپیوتر ارسال می‌گردد. در واقع، میکروکنترلر نقش کنترلر ADC را بر عهده دارد. ارتباط میکروکنترلر و کامپیوتر از طریق ارتباط سریال Universal asynchronous receiver-transmitter (UART) است.

در این مطالعه، از نرم‌افزار MATLAB برای برقراری ارتباط استفاده شد. شکل ۲، بلوک دیاگرام سخت‌افزار مورد نیاز برای اعمال نیرو به گیرنده‌ی Merkel شبیه‌سازی شده را نشان می‌دهد. 5 نیرو در اندازه‌های 100 ، 400 ، 700 ، 1000 و 1300 میلی‌نیوتن به حسگر Load cell اعمال گردید. تکرار آزمایش برای هر نیرو، 10 بار بود. در شکل ۳، خروجی آنالوگ 5 نیروی مختلف برای تکرار سوم آزمایش نشان داده شده است.

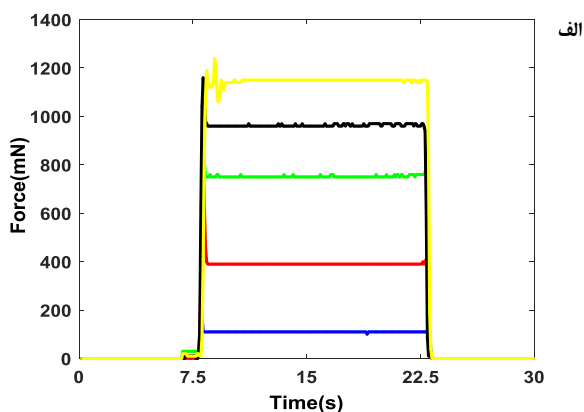


شکل ۲. بلوک دیاگرام سخت‌افزار مورد نیاز جهت جمع‌آوری داده

تبدیل جریان آنالوگ به قطار اسپایک: از مدل‌های نورونی مختلفی برای شبیه‌سازی ویژگی‌های بیولوژیکی انواع نورون‌ها استفاده شد. تا کنون، مدل‌های زیادی برای شبیه‌سازی گیرنده‌های مکانیکی Meissner و Merkel استفاده شده است (۱۷-۱۵، ۱۰-۹). یکی از مهم‌ترین مدل‌ها برای شبیه‌سازی قطارهای اسپایک حاصل از گیرنده‌ی مکانیکی Merkel، مدل نورونی Izhikevich می‌باشد.



شکل ۳. الف- خروجی آنالوگ ۵ نیروی مختلف برای تکرار سوم آزمایش. ب- Raster plot قطارهای اسپایک حاصل از گیرنده‌ی Merkel



خطی، داده‌ها را به فضای با ابعاد بیشتر نگاشت می‌دهیم تا بتوان آن‌ها را در این فضای جدید به صورت خطی جدا نمود.

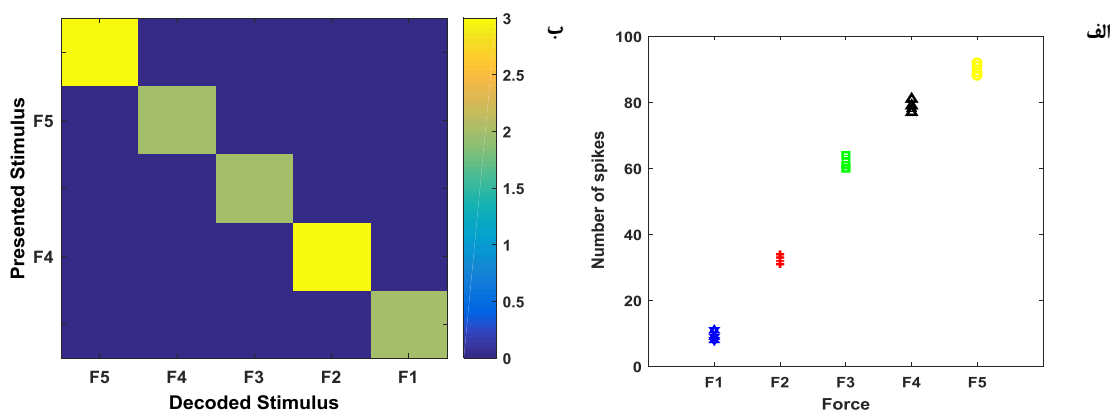
در این مطالعه، برای SVMها از کرنل‌های متفاوتی مانند Linear, Quadratic, Gaussian radial basis function (GRBF) و Multilayer perceptron (MLP) استفاده شده است که بهترین نتایج مربوط به کرنل RBF می‌باشد (۲۳). در کدگذاری نرخ، به صورت کلی تصور بر این است که نوروهای حسی اطلاعات را به وسیله‌ی نرخ اسپایک ارسال می‌نمایند. در این تحقیق، تعداد اسپایک‌های ۵۰ قطار اسپایک موجود در بازه‌ی زمان تحریک شمرده شده‌اند. در شکل ۴-الف، تعداد اسپایک در بازه‌ی زمانی تحریک به ازای نیروهای مختلف نشان داده شده است. در شکل‌ها، نیروی ۱۰۰ میلی‌نیوتن با F1، ۴۰۰ میلی‌نیوتن با F2، ۷۰۰ میلی‌نیوتن با F3، ۱۰۰۰ میلی‌نیوتن با F4 و ۱۳۰۰ میلی‌نیوتن با F5 نشان داده شده است. این ویژگی به kNN و SVM جهت تفکیک‌پذیری انواع مختلف نیروهای تحریک داده شده است. هر دو طبقه‌بندی کننده، موفق به تشخیص نوع تحریک با درستی ۱۰۰ درصد شده‌اند. شکل ۴-ب، ماتریس کانفیوژن (Confusion matrix) این ویژگی با طبقه‌بندی کننده‌ی kNN را به ازای $k = 5$ نشان می‌دهد. در کدگذاری زمانی، ابتدا زمان دقیق ایجاد اسپایک در قطارهای اسپایک تعیین شده است. در ادامه، دو روش جهت تعیین میزان شباهت برای قطارهای اسپایک مورد بررسی قرار گرفته است. در روش اول، با استفاده از معادلات (۴) و (۵) ابتدا فواصل بین اسپایک‌های موجود در یک قطار اسپایک محاسبه و سپس، انحراف معیار فواصل موجود محاسبه و در نهایت، بر میانگین فواصل تقسیم می‌شود و یک ویژگی بر مبنای زمان‌بندی دقیق اسپایک‌ها به نام ضریب تغییرات فاصله‌ی بین اسپایک‌ها (Coefficient of variation of the ISI یا CI of the ISI) به دست می‌آید (۱۰).

یافته‌ها

در این مطالعه، ۳ ویژگی اسپایک‌ها، تعداد اسپایک‌ها در بازه‌ی زمانی مشخص، Victor-purpura distance (VPd) و ضریب تغییرات Interspike interval (ISI) به دست آمده و از این ویژگی‌ها برای طبقه‌بندی کردن نیروها در کدگذاری نرخ و کدگذاری زمانی استفاده شده است.

در نهایت، این ویژگی‌های به دست آمده، به طبقه‌بندی کننده‌های kNN و SVM جهت تعیین میزان صحت دسته‌بندی ویژگی‌ها بر اساس نیروی تحریک، اعمال می‌شوند. از طبقه‌بندی کننده‌ی kNN و SVM در تشخیص یافت‌ها و سطوح مختلف در انواع حسگرهای حس لامسه استفاده شده است (۹، ۱۵، ۱۹). الگوریتم kNN، یک الگوریتم مؤثر در طبقه‌بندی کننده‌ی نمونه‌ها می‌باشد. تحقیقات گذشته، نشان داده‌اند که طبقه‌بندی کننده‌ی kNN با یک مقدار k بهینه در مسایل واقعی می‌تواند به کارایی قابل توجهی دست یابد. در این الگوریتم، برای تعیین برجسب یک نمونه‌ی جدید از یک مجموعه‌ی از نمونه‌های جمع‌آوری شده با برجسب مشخص استفاده می‌شود که آن را مجموعه‌ی داده‌ی آموزشی می‌نامند. هر نمونه‌ی آموزشی در این مجموعه، یک الگو نامیده می‌شود. بر چسب نمونه‌ی جدید، متناسب با برجسب k نزدیک‌ترین الگوی آن تعیین می‌شود (۲۰-۲۲).

در این مقاله، بهترین نتایج حاصل فاصله‌ی اقلیدسی و به ازای $k = 5$ می‌باشد. SVM، دسته‌بندی است که جزء شاخه‌ی روش‌های کرنلی در یادگیری ماشین محسوب می‌شود و از دقت تعمیم‌دهی بالایی برخوردار می‌باشند. ایده‌ی اصلی در SVM این است که با فرض جداپذیری خطی کلاس‌ها از هم، ابر صفحاتی که قادر به جدا نمودن کلاس‌ها از هم باشند، به دست می‌آورد. در مسایلی که داده‌ها به صورت خطی از هم جداپذیر نباشند، با استفاده از هسته‌های غیر



شکل ۴. الف- تعداد اسپایک قطارهای اسپایک در بازه‌ی زمانی تحریک، ب- ماتریس کانفیوژن طبقه‌بندی کننده‌ی K-nearest neighbor (KNN) ج- ماتریس کانفیوژن به ازای نرخ اسپایک

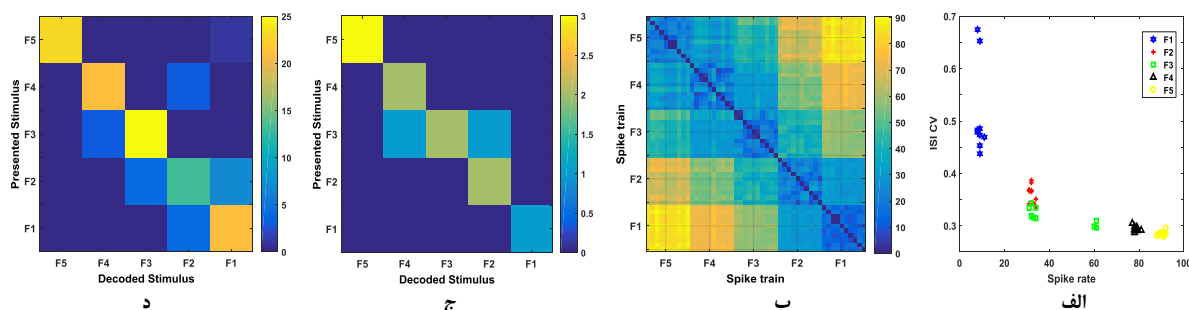
۵ نیروی مختلف و برای هر ۱۰ بار تکرار محاسبه شده است. ویژگی VPd به ازای همه‌ی قطارهای اسپایک در شکل ۵- ب آمده است. در حقیقت، فاصله‌ی بین هر قطار اسپایک با سایر قطارهای اسپایک محاسبه شده است. قطارهای اسپایک مشابه، فاصله‌ی کمتری دارند و فاصله‌ی دو قطار اسپایک با تشابه کامل، صفر است. این ویژگی‌ها به kNN و SVM داده شده است. شکل‌های ۵- ج و د، ماتریس کانفیوژن طبقه‌بندی کننده‌ی kNN را به ازای $k = 5$ به ترتیب برای ویژگی ISI CV با درستی ۸۱/۱۸ درصد و VPd با درستی ۸۲ درصد نشان می‌دهند. SVM با استفاده از کرنل RBF ویژگی ISI CV را با درستی ۶۵ درصد و VPd با درستی ۷۴ درصد نشان می‌دهد. در شکل ۶- الف، درستی طبقه‌بندی این ۴ ویژگی در طبقه‌بندی کننده‌ی kNN به ازای مقادیر مختلف k و در شکل ۶- ب، درستی طبقه‌بندی ویژگی‌های مورد نظر به ازای کرنل‌های مختلف در طبقه‌بندی کننده‌ی SVM آمده است. همان‌گونه که مشاهده می‌شود، به ازای $k = 5$ و کرنل RBF بیشترین میزان درستی مشاهده می‌شود.

$$ISI(Spike_n) = t(Spike_n) - t(Spike_{n-1}) \quad (4)$$

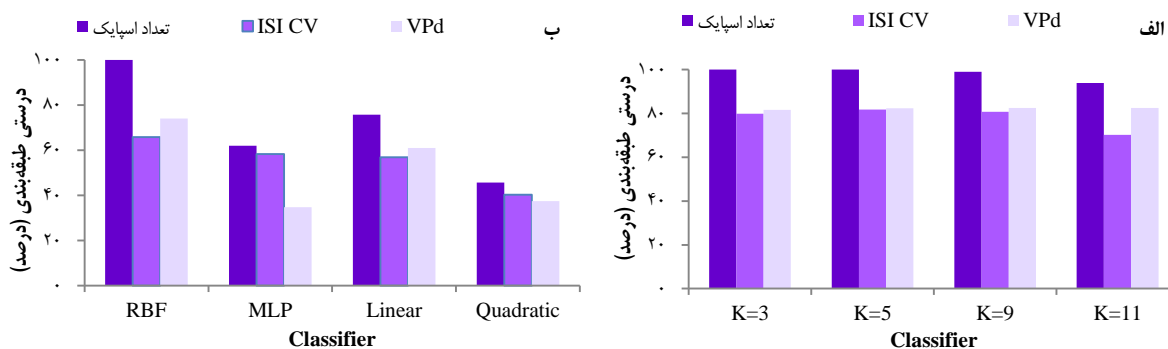
$$ISI CV = \frac{std(ISI)_{spikes}}{\langle ISI \rangle_{spikes}} \quad (5)$$

روش دوم بر اساس یک معیار قطار اسپایک می‌باشد که به طور گسترده در علوم اعصاب مورد استفاده قرار می‌گیرد و به نام VPd معروف است. به طور خلاصه، این معیار فاصله‌ی میان دو قطار اسپایک را به وسیله اندازه‌گیری حداقل هزینه برای تبدیل یک الگوی اسپایک به دیگری با انجام دو عملیات حذف/اضافه‌ی اسپایک ($Cost = 1$) و جابه‌جایی یک زمان اسپایک در بازه‌ی Δt ($cost = q \cdot \Delta t$) محاسبه می‌کند (۲۴).

در این دو روش که بر اساس زمان‌بندی دقیق اسپایک می‌باشد، ویژگی‌های به دست آمده به kNN و SVM جهت تعیین میزان صحت دسته‌بندی ویژگی‌ها بر اساس نیروی تحریک، اعمال می‌شوند. شکل ۵- الف، ضریب تغییرات ISI قطارهای اسپایک را بر حسب نرخ اسپایک نشان می‌دهد. VPd میان هر دو قطار اسپایک به ازای هر



شکل ۵. الف- ضریب تغییرات (ISI) Inter-spike intravel قطارهای اسپایک بر حسب نرخ اسپایک، ب- Vector-purpura distance (VPd) میان هر جفت قطار اسپایک به ازای تمام تحریک‌ها و همه‌ی تکرارها، ج- ماتریس کانفیوژن طبقه‌بندی کننده‌ی K-nearest neighbor (kNN) جهت ویژگی ISI (ISI CV)، د- ماتریس کانفیوژن طبقه‌بندی کننده‌ی kNN جهت ویژگی VPd



شکل ۶. الف- درستی طبقه‌بندی انواع ویژگی در K-nearest neighbor (kNN) به ازای مقادیر مختلف K، ب- درستی طبقه‌بندی انواع ویژگی در SVM Support vector machines به ازای کرنل‌های مختلف

منتقل می‌شود، ارایه نمی‌دهد. بنابراین، تغییرات پاسخ با محاسبه‌ی آنتروپی نويز (آنتروپی به ازای تحریک ثابت) با معادله‌ی (۷) تعیین می‌شود.

$$H(R|S) = - \sum_r \sum_s p(s)p(r|s) \log_2 p(r|s) \quad (7)$$

$p(r|s)$ احتمال مشاهده‌ی پاسخ r به ازای تحریک مشخص s و $p(s)$ احتمال وقوع تحریک s است. هر چه نوروں نویزی‌تر باشد $H(r|s)$ بزرگ‌تر است. تفاضل آنتروپی پاسخ و آنتروپی نویز میزان اطلاعاتی را که پاسخ‌های عصبی درباره‌ی تحریک انتقال می‌دهند، نشان می‌دهد که MI یا $I(S; R)$ نام دارد و با فرمول (۸) نشان داده شده است.

$$I(S; R) = H(R) - H(R|S) = \sum_{r,s} p(s)p(r|s) \log_2 \frac{p(r|s)}{p(r)} \quad (8)$$

اطلاعات کدگذاری نرخی: برای استخراج اطلاعات بر مبنای تعداد اسپایک، پنجره‌ی پاسخ گیرنده‌ی مکانیکی Merkel به ازای هر تحریک به B قسمت به عرض Δt تقسیم می‌شود. تعداد اسپایک‌ها در هر قسمت تخمین زده می‌شود، احتمالات حاشیه‌ای s و r و احتمال هم‌زمان آن‌ها محاسبه و با توجه به فرمول (۸)، MI به دست می‌آید.

اطلاعات کدگذاری زمانی: در هر قسمت، وجود اسپایک با ۱ و عدم اسپایک با صفر مشخص می‌شود. از روش طبقه‌بندی بر مبنای Peristimulus time histogram (PSTH) استفاده شده است. در این روش، یک مجموعه از الگوها بر اساس میانگین پاسخ‌های عصبی به تحریک (مانند PSTH) ایجاد می‌شود و هر پاسخ Single-trial به یک محرک با توجه به نزدیک‌ترین الگو در فاصله‌ی اقلیدسی اختصاص می‌یابد. خروجی طبقه‌بندی برای محاسبه‌ی MI میان تحریک پیش‌بینی شده‌ی α و تحریک واقعی s با توجه به فرمول (۹) استفاده می‌شود.

$$I(\alpha | s) = \sum_s \sum_\alpha P(s)P(\alpha | s) \log_2 \left(\frac{P(\alpha | s)}{P(\alpha)} \right) \quad (9)$$

که $P(s)$ احتمال وقوع تحریک s ، $p(\alpha | s)$ احتمال تحریک پیش‌بینی شده‌ی α هنگام اعمال تحریک s و $P(\alpha)$ احتمال تحریک

بحث

همه‌ی پیام حسی و دستورات کنترلی در بدن توسط اسپایک‌ها کدگذاری می‌شود. یک روش قدرتمند، این است که مغز را به عنوان کانال ارتباطی بررسی نماییم و «اطلاعات» موجود در کدهای مختلف را تعیین نماییم. تئوری اطلاعات یک چهارچوب ریاضی برای تعیین «اطلاعات» با استفاده از اطلاعات متقابل (Mutual information یا MI) ارایه می‌دهد. در واقع، MI ابزار کمی برای به دست آوردن اطلاعاتی است که به واسطه‌ی انواع کدگذاری‌ها ارسال می‌شود. هدف از تحلیل تئوری اطلاعات، دست‌یابی به مفهوم کدگذاری عصبی است. تعیین این که یک نوروں خاص پیام‌ها را برحسب کدگذاری زمانی با دقت میلی‌ثانیه ارسال می‌کند و یا به سادگی توسط کدگذاری نرخی، تعداد کل اسپایک‌های ایجاد شده، داده را منتقل می‌کند. اگر سرعت پردازش اطلاعات مد نظر باشد، کدگذاری زمانی و در غیر این صورت کدگذاری نرخی اطلاعات بیشتری را منتقل می‌کند. برای انجام این تحلیل، مرحله‌ی اول انتخاب کدگذاری عصبی می‌باشد. مرحله‌ی دوم، محاسبه‌ی مقدار اطلاعاتی است که از کد مورد نظر استخراج می‌شود. هر چه پاسخ‌های یک نوروں به ازای محرک‌ها متفاوت‌تر باشد، توانایی آن برای انتقال اطلاعات بیشتر است. برای اندازه‌گیری اطلاعات باید ابتدا تغییرات پاسخ اندازه‌گیری شود. عمومی‌ترین راه برای این منظور، استفاده از مفهوم آنتروپی است. تغییرات پاسخ به ازای همه‌ی تحریک‌ها و آزمایش‌ها به وسیله‌ی آنتروپی پاسخ در معادله‌ی (۶) به دست می‌آید.

$$H(R) = - \sum_r p(r) \log_2 p(r) \quad (6)$$

$P(r)$ احتمال مشاهده‌ی پاسخ r همه‌ی آزمایش‌ها برای هر تحریک می‌باشد. نوروں‌ها، به طور معمول نویزی هستند؛ یعنی پاسخ آن‌ها به تکرار محرک‌های یکسان برای هر آزمایش، متفاوت است. $H(R)$ یک اندازه‌گیری خالص از اطلاعاتی را که به صورت واقعی به وسیله‌ی نوروں

نتیجه‌گیری نهایی این که گیرنده‌ی مکانیکی Merkel به عنوان یک گیرنده‌ی تطابق آهسته به تحریک‌های با فرکانس پایین پاسخ می‌دهد و می‌تواند یک سیگنال پایدار در پاسخ به محرک پایدار تولید کند.

با اعمال نیروی ثابت به گیرنده‌ی Merkel با توجه به اطلاعات فیزیولوژی، انتظار می‌رود در ابتدای تحریک فرکانس اسپایک‌ها بیشتر باشد و با گذشت زمان کاهش یابد و با قطع تحریک، نرخ تولید اسپایک صفر شود و این نتایج در شکل ۳-ب که Raster plot اسپایک‌ها را نشان می‌دهد، قابل مشاهده می‌باشد. پس از استخراج ویژگی اسپایک‌های حاصل از اعمال نیروهای مختلف و استفاده از آن‌ها در طبقه‌بندی کننده‌های SVM و kNN، نتایج نشان داد هر دو طبقه‌بندی کننده موفق به تفکیک کردن انواع نیروهای اعمالی با ۱۰۰ درصد درستی با استفاده از ویژگی نرخ آتش کردن شده‌اند. طبقه‌بندی کننده‌ی kNN با ویژگی‌های ISI CV و VPd، انواع نیروهای تحریک را با درستی ۸۱/۱۸ درصد، ۸۲ درصد و SVM همان ویژگی‌ها را با درستی ۶۵ درصد، ۷۴ درصد دسته‌بندی نموده است. نتایج حاصل، با به دست آوردن اطلاعات متقابل مورد ارزیابی قرار گرفت و همان‌گونه که انتظار می‌رفت، کدگذاری نرخی اطلاعات بیشتری را نسبت به کدگذاری زمانی در اعمال نیروی ثابت به گیرنده‌ی مکانیکی Merkel ارسال می‌کند.

این تحقیق، گامی برای حرکت در مسیر بهبود پروتزه‌های عصبی و بهبود عملکرد ربات‌ها و بازوهای مکانیکی می‌باشد. می‌توان با اعمال نیروهای متغیر با زمان، در نظر گرفتن سایر گیرنده‌های مکانیکی و همچنین، به کار بردن جمعیتی از گیرنده‌ها تحقیقات گسترده‌تری در جهت درک و پردازش حس لمس در پوست انجام داد.

تشکر و قدردانی

مقاله حاضر بخشی از نتایج پایان‌نامه‌ی مقطع دکتری در واحد علوم و تحقیقات دانشگاه آزاد اسلامی می‌باشد و با هزینه‌ی شخصی نویسنده‌ی مسؤول انجام گردیده است. نویسندگان مقاله از کمک‌های مؤثر آقای مهندس عرفان ایل‌بیگی در جمع‌آوری داده‌ها سپاسگزاری می‌نمایند.

پیش‌بینی α صرف‌نظر از این که چه تحریکی اعمال می‌شود، است. احتمال شرطی $p(\alpha|s)$ با استفاده از طبقه‌بندی کننده بر مبنای PSTH و با استفاده از روابط (۱۰) و (۱۱) به دست می‌آید.

$$P(\alpha=1|s=1) = \frac{1}{N} \sum_{t \in j} (\min[X(s', t)]) \quad (10)$$

$$X(s', t) = \begin{cases} \sum_b (r_b(t) - \bar{r}_b(s'))^2 & s' \neq j \\ \left(\sum_b (r_b(t) - (\bar{r}_b(s') - \frac{r_b(t)}{N} - \frac{N}{N-1})) \right)^2 & s' = j \end{cases} \quad (11)$$

که N تعداد تکرار هر تحریک ($N=10$)، $t \in j$ تکرارهای متعلق به تحریک $s = j$ ، $r_b(t)$ پاسخ Single-trial در قسمت b تکرار t و $\bar{r}_b(s')$ مقدار PSTH قسمت b مربوط به تحریک s' را نشان می‌دهد که با استفاده از فرمول (۱۲) به دست می‌آید:

$$\bar{r}_b(s' = k) = \frac{1}{N} \sum_{t \in k} r_b(t) \quad (12)$$

در نهایت، با استفاده از تئوری اطلاعات، تعداد بیت‌های ارسالی از گیرنده‌ی مکانیکی Merkel به ازای نیروهای تحریک مختلف به دست می‌آید و اهمیت هر کدام درک می‌شود و پردازش پیام‌های دریافتی تعیین می‌گردد (۲۷-۲۵، ۱۲). در جدول ۱، اطلاعات متقابل قطارهای اسپایک حاصل از ۵ سطح متفاوت اعمال نیرو بر حسب کدگذاری نرخی و کدگذاری زمان‌بندی محاسبه گردیده است و نتایج حاصل، نشان می‌دهد که گیرنده‌ی مکانیکی Merkel در کدگذاری نرخی اطلاعات بیشتری نسبت به کدگذاری زمان‌بندی ارسال می‌نماید. لازم به ذکر است اطلاعات به دست آمده بر حسب Bit می‌باشد.

جدول ۱. اطلاعات متقابل قطارهای اسپایک با کدگذاری نرخی و زمانی


متغیر	کدگذاری زمانی	کدگذاری نرخی
F1	0.81962×10^{-4}	2.8883×10^{-4}
F2	0.29017×10^{-4}	7.187×10^{-4}
F3	0.48747×10^{-4}	13×10^{-4}
F4	0.73628×10^{-4}	16×10^{-4}
F5	0.26060×10^{-4}	50×10^{-4}

References

1. Tiwana MI, Redmond SJ, Lovell NH. A review of tactile sensing technologies with applications in biomedical engineering. *Sens Actuators A Phys* 2012; 179: 17-31.
2. Abraira VE, Ginty DD. The sensory neurons of touch. *Neuron* 2013; 79(4): 618-39.
3. Greenspan JD, LaMotte RH. Cutaneous mechanoreceptors of the hand: Experimental studies and their implications for clinical testing of tactile sensation. *J Hand Ther* 1993; 6(2): 75-82.
4. Chaudhuri A. *Fundamentals of sensory perception*. Oxford, UK: Oxford University Press; 2011.
5. Vreeken J. Technical report UU-CS-2003-008. Spiking neural networks, an introduction [Online]. [cited 2003]; Available from: URL: <http://www.cs.uu.nl/research/techreps/rep0/CS-2003/2003-008.pdf>
6. Maass W. *Networks of spiking neurons: The third*

- generation of neural network models. *Neural Netw* 1997; 10(9): 1659-71.
7. DasGupta B, Schnitger G. The power of approximating: A comparison of activation functions. *Adv Neural Inf Process Syst* 1992; 5: 615-22.
 8. Thorpe S, Delorme A, Van Rullen R. Spike-based strategies for rapid processing. *Neural Netw* 2001; 14(6-7): 715-25.
 9. Yi Z, Zhang Y, Peters J. Bioinspired tactile sensor for surface roughness discrimination. *Sens Actuators A Phys* 2017; 255(C): 46-55.
 10. Rongala UB, Mazzoni A, Oddo CM. Neuromorphic artificial touch for categorization of naturalistic textures. *IEEE Trans Neural Netw Learn Syst* 2017; 28(4): 819-29.
 11. Salimi-Nezhad N, Amiri M, Falotico E, Laschi C. A digital hardware realization for spiking model of cutaneous mechanoreceptor. *Front Neurosci* 2018; 12: 322.
 12. Zuo Y, Safaai H, Notaro G, Mazzoni A, Panzeri S, Diamond M. Complementary contributions of spike timing and spike rate to perceptual decisions in rat S1 and S2 cortex. *Curr Biol* 2015; 25(3): 357-63.
 13. Saal HP, Suresh AK, Solorzano LE, Weber AI, Bensmaia SJ. The effect of contact force on the responses of tactile nerve fibers to scanned textures. *Neuroscience* 2018; 389: 99-103.
 14. Bensmaia SJ, Denchev PV, Dammann JF 3rd, Craig JC, Hsiao SS. The representation of stimulus orientation in the early stages of somatosensory processing. *J Neurosci* 2008; 28(3): 776-86.
 15. Friedl KE, Voelker AR, Peer A, Eliasmith C. Human-inspired neurobotic system for classifying surface textures by touch. *IEEE Robotics and Automation Letters* 2016; 1(1): 516-23.
 16. Kim EK, Sugg KB, Langhals NB, Lightbody SM, Baltrusaitis ME, Urbanek MG, et al. An engineered tactile afferent modulation platform to elicit compound sensory nerve action potentials in response to force magnitude. *Proceedings of 2013 World Haptics Conference (WHC)*; 2013 Apr 14-18; Daejeon, Korea. p. 241-6.
 17. Kim EK, Wellnitz SA, Bourdon SM, Lumpkin EA, Gerling GJ. Force sensor in simulated skin and neural model mimic tactile SAI afferent spiking response to ramp and hold stimuli. *J Neuroeng Rehabil* 2012; 9: 45.
 18. Izhikevich EM. Simple model of spiking neurons. *IEEE Trans Neural Netw* 2003; 14(6): 1569-72.
 19. Furber SB, Lester DR, Plana LA, Garside JD, Painkras E, Temple S, et al. Overview of the SpiNNaker System Architecture. *IEEE Trans Comput* 2013; 62(12): 2454-67.
 20. Cover T, Hart P. Nearest neighbor pattern classification. *IEEE Trans Inf Theory* 1967; 13(1): 21-7.
 21. Macleod ES, Luk A, Titterton DM. A Re-Examination of the Distance-Weighted k-Nearest Neighbor Classification Rule. *IEEE Trans Syst Man Cybern Syst* 1987; 17(4): 689-96.
 22. Zavel J. An empirical re-examination of weighted voting for k-NN. *Proceedings of the 7th Belgian-Dutch Conference on Machine Learning* 1997 Oct 21; Tilburg, Netherland. p. 139-48.
 23. Burges CJC. A tutorial on support vector machines for pattern recognition. *Data Min Knowl Discov* 1998; 2(2): 121-67.
 24. Victor JD, Purpura K. Metric-space analysis of spike trains: Theory, algorithms and application. *Network Comp Neural* 1997; 8: 127-64.
 25. Panzeri S, Schultz SR, Treves A, Rolls ET. Correlations and the encoding of information in the nervous system. *Proc Biol Sci* 1999; 266(1423): 1001-12.
 26. Panzeri S, Treves A. Analytical estimates of limited sampling biases in different information measures. *Network* 1996; 7(1): 87-107.
 27. Pola G, Thiele A, Hoffmann KP, Panzeri S. An exact method to quantify the information transmitted by different mechanisms of correlational coding. *Network* 2003; 14(1): 35-60.

The Importance of Spike Timing and Rate in Merkel Mechanoreceptor Model

Fatemeh Yavari¹, Fereidoun Nowshiravan-Rahatabad², Mahmood Amiri³

Original Article

Abstract

Background: Tactile sensing plays an important role in our understanding of the environment. Mechanical arms, robots, and nerve prostheses perform better, if they have the sense of touch. Microneurography studies in humans have shown that primary afferent neurons (e.g. fingertip mechanoreceptors) play an important role in encoding and separability with various types of stimuli using spike train patterns.

Methods: We developed an experimental set up to simulate the responses of Merkel mechanoreceptors to force stimulation, with considering account receptor spiking behavior. Indeed, we used sensor data and spiking properties of Merkel mechanoreceptors to discriminate force. The analog tactile signals generated from sensor were fed as input to the Izhikevich neurons in order to obtain spike trains. The features of Spike trains were extracted with rate coding and timing coding. The desired features were assigned to the k-nearest neighbors (kNN), and support vector machine (SVM) to classify the types of forces.

Findings: The highest classification accuracy achieved 100% with rate coding, 81.18% with inter-spike interval coefficient of variation (ISI CV), and 82% with victor-purpura distance (VPd). From the spike trains evoked during contact, we computed the information that rate and timing codes carried about applied force.

Conclusion: Rate coding carried more force information than spike timing for Merkel mechanoreceptors. Moreover, as the force increased, firing rate also increased.

Keywords: Mechanoreceptors, Tactile sense, Information theory

Citation: Yavari F, Nowshiravan-Rahatabad F, Amiri M. **The Importance of Spike Timing and Rate in Merkel Mechanoreceptor Model.** J Isfahan Med Sch 2018; 36(498): 1156-64.

1- PhD Student, Department of Biomedical Engineering, School of Medical Sciences and Technologies, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran

2- Associate Professor, Department of Biomedical Engineering, School of Medical Sciences and Technologies, Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran

3- Associate Professor, Department of Biomedical Engineering, School of Medicine, Kermanshah University of Medical Sciences, Kermanshah, Iran

Corresponding Author: Fatemeh Yavari, Email: fyavari2015@gmail.com