

Application of support vector machine for detection of unilateral posterior crossbite in children based on surface electromyography signal

Hadi Kalani^{1,*}, Elham Abbasi²

1- Assistant Professor, Department of Mechanical Engineering, Mechanics and Industries School, Sajjad University, Mashhad, Iran

2- Doctor, School of Medicine, Mashhad Azad University of Medical Sciences, Mashhad, Iran

Article Info

Article type:
Research Article

Article History:
Received: 16 Mar 2025
Accepted: 17 Jul 2025
Published: 23 Jul 2025

Corresponding Author:
Hadi Kalani

Department of Mechanical Engineering,
Mechanics and Industries School,
Sajjad University, Mashhad, Iran

(Email: kalani@sadjad.ac.ir)

Abstract

Background and Aims: Posterior crossbite is a common malocclusion disorder in the primary dentition that affects masticatory function. Therefore, early detection and treatment of crossbite teeth is essential to prevent further dental complications and guarantee proper jaw development. This study investigated a reasonable and computationally efficient diagnostic system for detecting characteristics between children with and without unilateral posterior crossbite in the primary dentition using the surface electromyography (sEMG) activity of masticatory muscles.

Materials and Methods: The present study was an experimental in vitro study that used sEMG signals and support vector machine (SVM) to develop artificial intelligence systems capable of decoding muscle activity for diagnosing the crossbite. The core idea of SVM is to find the optimal separating hyperplane that maximizes the margin between two classes (presence or absence of crossbite disease) in the sEMG signal. In this study, 40 children (4 to 6 years old) were selected and divided into unilateral posterior crossbite (UPCB) (n=20) and normal occlusion (n=20) groups. The sEMG activity of the bilateral masticatory muscles was recorded during two 20-s gum-chewing sequences. Then, the time domain and frequency domain features had been obtained. In this study, eighteen time domain features and nine frequency domain features were employed. Finally, these features were used as inputs to the SVM method for data classification and crossbite disease diagnosis. In this paper, four kernel functions of SVM including linear, 2nd order polynomial, 3rd order polynomial and radial basis function were considered.

Results: Based on the obtained results, the crossbite disease had a significant effect on the EMG signals. The results demonstrated that this disease affected the amplitude of the signal more than the frequency. Therefore, using the time features of EMG signals, the SVM method was able to provide a more accurate prediction of crossbite disease. The findings indicated that the mean absolute value feature achieved a 95% accuracy in predicting posterior crossbite. Finally, the results revealed that the RBF method could exhibit superior performance.

Conclusion: The proposed method can be utilized in clinical applications for diagnoses of unilateral posterior crossbite. The findings of the study showed an influence of crossbite on the electrical activity of the temporal and masseter muscles. Therefore, the crossbite problem can be reasonably diagnosed by an appropriate learning strategy using EMG signals.

Keywords: Malocclusion , Electromyography, Machine learning, Prediction

Cite this article as: Kalani H, Abbasi E. Application of support vector machine for detection of unilateral posterior crossbite in children based on surface electromyography signal. J Dent Med-TUMS. 2025;38:13. [Persian]



کاربرد روش ماشین بردار پشتیبان برای تشخیص بیماری کراس بایت خلفی یک طرفه در کودکان بر اساس سیگنال الکترومایوگرام

هادی کلانی^{۱*}، الهام عباسی^۲

۱- استادیار گروه آموزشی مهندسی مکانیک، دانشکده صنایع و مکانیک، دانشگاه سجاد، مشهد، ایران

۲- پزشک عمومی، دانشگاه آزاد علوم پزشکی واحد مشهد، مشهد، ایران

اطلاعات مقاله	چکیده
<p>نوع مقاله: مقاله پژوهشی</p> <p>دریافت: ۱۴۰۳/۱۲/۲۶ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۴/۲۶ انتشار: ۱۴۰۴/۰۵/۱</p>	<p>زمینه و هدف: بیماری کراس بایت خلفی یک اختلال شایع در سیستم دندان‌های شیری است که بر عملکرد جونده تأثیر می‌گذارد. بنابراین تشخیص و درمان زود هنگام دندان‌های کراس بایت برای جلوگیری از عوارض بیشتر دندانی و تضمین رشد مناسب فک بسیار مهم است. در این مطالعه یک سیستم تشخیصی معقول و کارآمد محاسباتی برای تشخیص ویژگی‌های بین کودکان با و بدون کراس بایت خلفی یک طرفه در دندان شیری از طریق سیگنال الکترومایوگرافی سطحی ارائه شد.</p> <p>روش بررسی: مطالعه حاضر یک مطالعه تجربی از نوع آزمایشگاهی است که در آن برای تشخیص بیماری کراس بایت از ترکیب روش ماشین بردار پشتیبان و سیگنال‌های الکترومایوگرام بهره گرفته شد. ایده اصلی روش ماشین بردار پشتیبان، یافتن ابر صفحه جداکننده بهینه است که حاشیه بین دو کلاس (وجود یا عدم وجود بیماری کراس بایت) در سیگنال الکترومایوگرام را به حداکثر برساند. در این پژوهش سیگنال الکترومایوگرام عضلات جونده در ۴۰ کودک (۴ تا ۶ سال) در دو گروه سالم (۲۰ نفر) و مبتلا به بیماری کراس بایت (۲۰ نفر) طی دو توالی ۲۰ ثانیه جویین آدامس ثبت شد. سپس داده‌های خام پردازش و ویژگی‌های زمانی و فرکانسی آن‌ها استخراج شدند. در این پژوهش هجده ویژگی زمانی و نه ویژگی فرکانسی از سیگنال‌های عضلات استخراج شد. در انتها این ویژگی‌ها به عنوان ورودی به روش ماشین بردار پشتیبان برای طبقه بندی داده‌ها و تشخیص بیماری کراس بایت استفاده شد. به منظور یافتن بهترین روش ماشین بردار پشتیبان، از چهار نگاشت خطی، تابع پایه شعاعی، غیرخطی مرتبه ۲ و غیر خطی مرتبه ۳ بهره گرفته شد.</p> <p>یافته‌ها: بر اساس نتایج پژوهش حاضر، بیماری کراس بایت تأثیر معنی داری بر سیگنال‌های الکترومایوگرام داشت. نتایج نشان دادند که این بیماری بیش از آن که بر فرکانس سیگنال الکترومایوگرام مؤثر باشد، بر دامنه آن تأثیر گذار است. بر این اساس، روش ماشین بردار پشتیبان با استفاده از ویژگی‌های زمانی سیگنال‌های الکترومایوگرام، توانست پیش بینی دقیق‌تری از بیماری کراس بایت را ارائه دهد. نتایج نشان دادند که بهترین ویژگی استخراج شده برای پیش بینی بیماری کراس بایت، ویژگی زمانی مقدار میانگین مطلق با ۹۵ درصد دقت می‌باشد. همچنین از بین چهار نگاشت استفاده شده در پژوهش حاضر برای روش ماشین بردار پشتیبان، نگاشت پایه شعاعی عملکرد بهتری داشت.</p> <p>نتیجه گیری: مطالعه حاضر نشان داد که ترکیب سیگنال الکترومایوگرام و روش ماشین بردار پشتیبان می‌تواند در کاربردهای بالینی برای تشخیص کراس بایت خلفی یک طرفه کودکان مورد استفاده قرار گیرد. نتایج نشان داد که بیماری کراس بایت بر روی فعالیت الکترومایوگرام عضلات صورت تأثیر گذار می‌باشد. به عبارت دیگر با استخراج ویژگی از سیگنال الکترومایوگرام و ترکیب آن با روش‌های یادگیری ماشین می‌توان این بیماری را تا حد مناسبی پیش بینی کرد.</p>
<p>نویسنده مسؤول: هادی کلانی</p> <p>استادیار گروه آموزشی مهندسی مکانیک، دانشکده صنایع و مکانیک، دانشگاه سجاد، مشهد، ایران</p> <p>(Email: kalani@sadjad.ac.ir)</p>	<p>کلید واژه‌ها: مال اکلوژن، الکترومایوگرام، یادگیری ماشین، پیش بینی</p>

مقدمه

در بیماری کراس بایت خلفی دندان‌های عقبی فک بالا در پشت دندان‌های عقبی فک پایین قرار می‌گیرند. این مشکل ممکن است در یک یا چند دندان ایجاد شود. کراس بایت خلفی معمولاً به دلیل رشد نامناسب یک یا هر دو فک بالا و پایین، یا عوامل ژنتیکی رخ می‌دهد (۱،۲). میزان شیوع این بیماری در بیماران ارتودنسی حدود ۸ تا ۲۲ درصد و به طور کلی حدود ۵ تا ۱۵ درصد می‌باشد (۳).

تحقیقات نشان داده‌اند که حدود ۷۰ تا ۸۰ درصد موارد کراس بایت خلفی یک طرفه می‌باشند (۳-۵). این آسیب باعث جابجایی جانبی عملکردی فک پایین به ویژه در بیماران مبتلا به کراس بایت خلفی یک طرفه می‌گردد. این جابجایی موقعیت کندیل‌ها (Condyle) را در حفره گلوئید (Glenoid fossa) تغییر می‌دهد و بنابراین می‌تواند توسعه عدم تقارن صورت و اختلالات گیجگاهی فکی را در بیماران بالغ به دنبال داشته باشد. نتایج نشان می‌دهد که وجود این بیماری بر روی سیگنال‌های الکترومایوگرام عضلات فک تاثیر دارند (۵،۶).

ارزیابی مورفولوژیکی (Morphology) ناهماهنگی‌های استخوانی و دندان‌های بین قوس بالا و پایین را می‌توان از طریق دستگاه‌های رادیوگرافی و سی تی اسکن بررسی نمود (۷). می‌توان ادعا نمود که این نوع بررسی دقیق ولی زمان بر و هزینه بر می‌باشد. اما امروزه یکی از راه‌های تشخیص بسیاری از بیماری‌ها و حرکات بررسی ارتباط بین فعالیت عضلانی و مورفولوژی اسکلتی می‌باشد (۸-۱۱).

ارزیابی عملکردی بیماران با تغییرات در فعالیت عضلات جونده را می‌توان با الکترومایوگرافی سطحی (surface electromyography) (sEMG) انجام داد (۱۲). الکترومایوگرافی سطحی یک ابزار تشخیصی عالی است و به طور گسترده در ارزیابی عضلانی بیماران مبتلا به کراس بایت خلفی استفاده می‌شود، زیرا یک تکنیک عینی و غیر تهاجمی است (۱۳). این اطلاعات برای تعیین قدرت عضلانی، سطح اختصاصی بودن به کارگیری واحدهای حرکتی و درجه تعادل و هماهنگی عضلات بین طرفین مهم است.

با توجه به دانش نویسندگان تا به امروز، شواهد موجود در مورد تغییرات در فعالیت الکترومایوگرافی عضلات جونده مبتلا به کراس بایت خلفی هنوز روشن نیست (۵،۱۴).

برخی از مطالعات نشان می‌دهد که در بیماران کراس بایت فعالیت الکترومایوگرافی کاهش می‌یابند (۱۵،۱۶). برخی دیگر به افزایش فعالیت این عضلات اشاره می‌کنند (۱۷). همچنین مطالعه‌ای وجود دارد که عدم تاثیر بیماری کراس بایت بر روی فعالیت الکترومایوگرافی را نشان می‌دهد (۱۸). داده‌های متناقضی نیز در مورد سمت درگیری در بیماران مبتلا به کراس بایت خلفی یک طرفه یافت می‌شود.

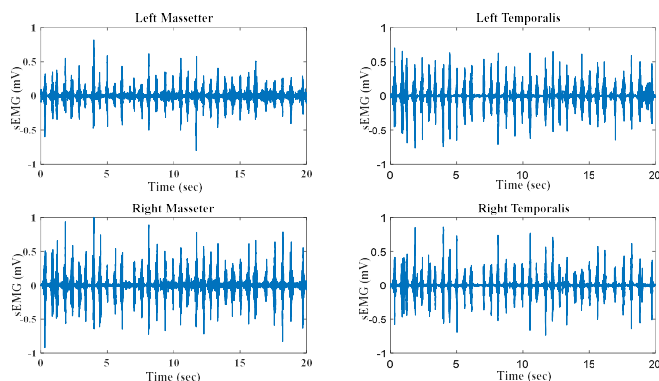
در این مقاله با استخراج تعدادی ویژگی‌های زمانی و فرکانسی از چهار عضله اصلی جویدن و به کارگیری روش ماشین بردار پشتیبان برای پاسخ به این سؤال مهم بهره گرفته شد. استخراج ویژگی یک روش مهم برای استخراج اطلاعات مفیدی است که در سیگنال الکترومایوگرام پنهان است.

مطالعات متعددی در مورد طبقه‌بندی سیگنال الکترومایوگرام از مجموعه‌ای از ویژگی‌ها استفاده کرده‌اند (۱۹،۲۰). در مطالعه حاضر، بیست و هفت ویژگی کامل و به روز حوزه زمانی و حوزه فرکانس برای بررسی ویژگی‌های آن‌ها استفاده شد. همچنین در سال‌های پیشین از روش‌هایی همچون ماشین بردار پشتیبان (۶)، شبکه عصبی شعاعی پایه (۲۱)، شبکه‌های عصبی چند لایه (۲۲)، منطق فازی (۲۳)، شبکه‌های عصبی عمیق (۲۴)، شبکه عصبی برگشتی (۲۵)، آنالیز تشخیصی خطی (۲۶)، شبکه عصبی بیضوی (۲۷) و ترکیب این روش‌ها (۲۸) برای تشخیص و طبقه بندی در کاربردهای بالینی بهره گرفته شده است. هدف مطالعه حاضر، انجام یک بررسی سیستماتیک بر روی اثرات کراس بایت خلفی بر فعالیت الکترومایوگرافی عضلات جونده در کودکان برای پاسخ به این سؤال بود که آیا می‌توان تا حد قابل قبولی از روی سیگنال‌های عصبی عضلات فک، این بیماری را در کودکان تشخیص داد.

روش بررسی

مطالعه حاضر یک مطالعه تجربی از نوع آزمایشگاهی است که در اسفند ۱۴۰۱ در مرکز تحقیقات دانشکده دندانپزشکی مشهد انجام شد. در این مطالعه در ابتدا سیگنال الکترومایوگرام جمع آوری شد. سپس داده‌های خام پردازش و ویژگی‌های آن‌ها استخراج شده‌اند. در انتها روش ماشین بردار پشتیبان برای طبقه بندی داده‌ها استفاده شد. شکل ۱ الگوریتم این مقاله را به صورت خلاصه نمایش می‌دهد.

فرکانس نمونه برداری ۱۰۰۰ هرتز بود (شکل ۲).



شکل ۲- نمونه‌های از داده‌های خام ثبت شده در چهار عضله اصلی جویدن

۲- پردازش داده‌ها

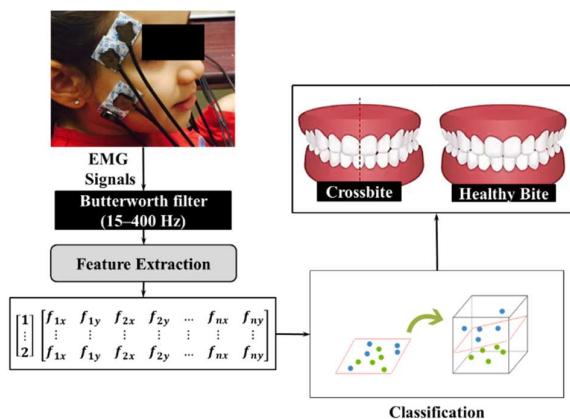
برای طبقه بندی، ابتدا سیگنال‌های الکترومایوگرام به منظور حذف نویزهای فرکانس بالا و پایین پیش پردازش شدند. سیگنال‌های الکترومایوگرام از فیلتر میان گذر باترورث مرتبه ۳ (۱۵-۴۰۰ هرتز) عبور داده شده است. سپس توسط فیلتر متحرک گوسی نرم شده و در نهایت سیگنال حاصل نسب به واریانس نرمال شده است.

۳- استخراج ویژگی

به طور کلی ویژگی‌های آنالیز سیگنال الکترومایوگرام را می‌توان به سه گروه اصلی حوزه زمان، حوزه فرکانس و حوزه زمان-فرکانس تقسیم کرد. در این مطالعه، ویژگی‌های در دو حوزه زمانی و فرکانسی به دست آمده‌اند. همان طور که قبلاً بیان گردید بیست و هفت ویژگی از سیگنال‌های الکترومایوگرام استخراج شده است. تعاریف ریاضی و کارهای مربوط به این ویژگی‌های در جداول ۱ و ۲ فهرست شده است. در این جدول‌ها x_i بیانگر i امین مقدار سیگنال الکترومایوگرام، N بیانگر طول سیگنال الکترومایوگرام، w_i بیانگر تابع پنجره وزن دار، f_j مقدار فرکانس مربوط به طیف فرکانسی، P_j دامنه طیف توان سیگنال الکترومایوگرام در فرکانس f_j و M نیز طول بازه فرکانسی جهت تعریف طیف فرکانسی می‌باشند.

۴- روش ماشین بردار پشتیبان

امروزه این روش توسط بسیاری از محققین برای طبقه بندی مورد



شکل ۱- فلوجارت پیشنهادی برای تشخیص بیماری کراس بایت خلفی

۱- پروتکل و شرایط انجام آزمایش

به منظور داده برداری از چهل کودک ۴ تا ۶ ساله (۱۸ پسر و ۲۲ دختر) که قرار بود درمان را در گروه دندانپزشکی کودکان دانشکده پزشکی مشهد آغاز کنند، استفاده گردید. بیست عدد کودکان دارای کراس بایت خلفی یک طرفه و مابقی سالم بودند. کودکان مورد مطالعه در پژوهش حاضر، توسط دندانپزشک متخصص اطفال معرفی شدند. والدین کودکان توضیحات شفاهی و کتبی در مورد اهداف و روش تحقیق دریافت کردند. رضایت کتبی آگاهانه از همه والدین اخذ شد. در این پژوهش از الکترودهای سطحی برای ثبت میزان فعالیت الکتریکی چهار عضله هم زمان استفاده شد. ثبت سیگنال توسط نویسندگان مقاله حاضر انجام شد. این چهار عضله عبارتند از عضلات گیجگاهی (Temporalis) و ماضعه (Masseter) سمت راست و چپ صورت. برای ثبت فعالیت الکتریکی از دستگاه ثبت الکترومایوگرام با ۱۶ کانال بهره گرفته شد. الکترودها بر نقطه میانی عضلات ذکر شده متصل شده‌اند تا بتوان بهترین ثبت سیگنال را داشت. مکان قرار گیری الکترودهای الکترومایوگرام برای دو عضله گیجگاهی و ماضعه در شکل ۱ نشان داده شده است. داده برداری در محیطی آرام و راحت انجام شد. والدین در محل داده برداری حضور داشتند. در حین آزمایش، کودک به راحتی روی صندلی نشسته بود، پشتی صاف داشت و سرش موازی با زمین بود. با استفاده از الکل پوست کودک در محل قرار گیری الکترودها تمیز گردید. فعالیت عضلانی در طول دو توالی جویدن ۲۰ ثانیه‌ای (جویدن آدامس بدون قند) ثبت شد. کودک حدود ۳۰ ثانیه بین هر داده برداری استراحت می‌کرد.

جدول ۱- تعریف ریاضی ویژگی‌های استخراج شده در حوزه زمان سیگنال الکترومایوگرام

تعریف ریاضی	ویژگی استخراج شده
$IEMG = \sum_{i=1}^N x_i $	۱- انتگرال قدر مطلق الکترومایوگرام (IEMG) (Integrated EMG)
$MAV = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i $	۲- مقدار میانگین مطلق (MAV) (Mean absolute value)
$MAV1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N w_i x_i , w_i = \begin{cases} 1 & \text{if } 0.25N \leq i \leq 0.75N \\ 0.5 & \text{otherwise} \end{cases}$	۳- مقدار میانگین مطلق اصلاح شده نوع ۱ (MAV1) (Modified mean absolute value type 1)
$MAV2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N w_i x_i , w_i = \begin{cases} 1 & \text{if } 0.25N \leq i \leq 0.75N \\ 4i/N & \text{elseif } i < 0.25N \\ 4(i - N)/N & \text{otherwise} \end{cases}$	۴- مقدار میانگین مطلق اصلاح شده نوع ۲ (MAV2) (Modified mean absolute value type 2)
$SSI = \sum_{i=1}^N x_i^2$	۵- انتگرال مجذور ساده (SSI) (Simple square integral)
$VAR = \frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N x_i^2$	۶- واریانس الکترومایوگرام (VAR) (Variance of EMG)
$TM3 = \left \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^3 \right $	۷- مقدار مطلق ممان سوم (TM3) (Absolute value of the 3rd temporal moment)
$TM4 = \left \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^4 \right $	۸- مقدار مطلق ممان چهارم (TM4) (Absolute value of the 4th temporal moment)
$TM5 = \left \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^5 \right $	۹- مقدار مطلق ممان پنجم (TM5) (Absolute value of the 5th temporal moment)
$RMS = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i^2}$	۱۰- ریشه میانگین مربعات (RMS) (Root mean square)
$LOG = e^{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \log(x_i)}$	۱۱- آشکار ساز LOG (LOG) (Log detector)
$WL = \sum_{i=1}^{N-1} x_{i+1} - x_i $	۱۲- طول شکل موج (WL) (Waveform length)
$AAC = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^{N-1} x_{i+1} - x_i $	۱۳- میانگین تغییر دامنه (AAC) (Average amplitude change)
$DASDV = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^{N-1} (x_{i+1} - x_i)^2}$	۱۴- مقدار انحراف معیار (DASDV) (Difference absolute standard deviation value)
$ZCR = \sum_{i=1}^{N-1} \text{sgn}(-x_i x_{i+1}), \text{sgn}(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x > 0 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$	۱۵- تعداد دفعات عبور از صفر (ZCR) (Zero crossing)
$MYOP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f(x_i), f(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x > \text{Threshold} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$	۱۶- مقدار نرخ درصد Myopulse (MYOP) (Myopulse percentage rate)
$MAMP = \sum_{i=1}^{N-1} f(x_i - x_{i+1}), f(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x > \text{Threshold} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$	۱۷- دامنه ویلسون (WAMP) (Willison amplitude)
$SSC = \sum_{i=2}^{N-1} f[(x_{i-1} - x_i) \times (x_i - x_{i+1})], f(x) = \begin{cases} 1 & \text{if } x > \text{Threshold} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$	۱۸- تغییر علامت شیب (SSC) (Slope sign change)

جدول ۲- تعریف ریاضی ویژگی‌های استخراج شده در حوزه فرکانس سیگنال الکترومایوگرام

تعریف ریاضی	ویژگی استخراج شده
$MNF = \frac{\sum_{j=1}^M f_j P_j}{\sum_{j=1}^M P_j}$	۱۹- فرکانس میانگین (MNF) (Mean frequency)
$\sum_{j=1}^{MDF} P_j = \sum_{j=MDF}^M P_j = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^M P_j,$	۲۰- فرکانس میانه (MDF) (Median frequency)
$PKF = \max(P_j), j = 1, \dots, M$	۲۱- فرکانس پیک (PKF) (Peak frequency)
$MNP = \sum_{j=1}^M P_j / M$	۲۲- توان میانگین (MNP) (Mean power)
$TTP = SM0 = \sum_{j=1}^M P_j$	۲۳- توان کل (TTP) (Total power)
$SM1 = \sum_{j=1}^M P_j f_j$	۲۴- ممان طیف اول (SM1) (1st Spectral moments)
$SM2 = \sum_{j=1}^M P_j f_j^2$	۲۵- ممان طیف دوم (SM2) (2nd Spectral moments)
$SM3 = \sum_{j=1}^M P_j f_j^3$	۲۶- ممان طیف سوم (SM3) (3rd Spectral moments)
$VCF = \frac{SM2}{SM0} - \left(\frac{SM1}{SM0}\right)^2$	۲۷- واریانس فرکانس مرکزی (VCF) (Variance of central frequency)

شد. مطالعه حاضر از سیستم با مشخصات CPU Intel® Core i5-3570 @ 3.40 GHz یا 3.80 GHz، با سیستم عامل ویندوز و کارت گرافیک GTX 1080، استفاده کرده است. برای مدلسازی ماشین بردار پشتیبان از ۷۰٪ داده‌ها برای آموزش و از ۳۰٪ باقی مانده برای اعتبارسنجی و آزمایش مدل استفاده شد.

یافته‌ها

جدول ۳، دقت چهار نگاشت روش ماشین بردار پشتیبان را برای هر یک از ویژگی‌ها نشان می‌دهد. این جدول نشان می‌دهد: ۱- بالاترین دقت برای ویژگی MAV2 برای نگاشت تابع پایه شعاعی صورت گرفته است. ۲- این ویژگی دامنه سیگنال عضله را در نظر می‌گیرد، این ویژگی، انرژی سیگنال الکترومایوگرام را محاسبه می‌کند. به عبارت دیگر می‌توان نتیجه گرفت که بیماری کراس بایت بر روی انرژی ذخیره شده در

استفاده قرار می‌گیرد. روش بردار پشتیبان می‌تواند برای دسته بندی داده‌های خطی و غیرخطی استفاده شود. در حالت خطی با تعیین خطی با بیشترین مرز نسبت بین داده‌ها به طبقه بندی آن‌ها می‌پردازد. همچنین در حالت غیرخطی با کمک یک نگاشت غیر خطی، فضای مجموعه داده‌های آموزشی را به یک بعد بالاتر برده و سپس در این بعد جدید به دنبال ابر صفحه‌ای خواهد بود که نمونه‌های یک کلاس را از نمونه‌های دیگر جدا کند. با یک نگاشت غیر خطی مناسب، مجموعه داده‌های دو دسته می‌توانند توسط یک ابر صفحه جدا شوند. نمونه‌ای از این تبدیل در شکل ۱ نشان داده شده است. در این مقاله چهار نگاشت خطی، چند جمله‌ای مرتبه دو (Quadratic SVM (Q-SVM)، چند جمله‌ای مرتبه سه (Cubic SVM (C-SVM) و کرنل تابع پایه شعاعی (Radial Basis Function (RBF) مورد استفاده قرار گرفت. برای پیاده سازی ماشین بردار پشتیبان از نرم افزار متلب ۲۰۱۷ استفاده

جدول ۳- مقایسه دقت نگاشت‌های مختلف در پیش بینی بیماری کراس بایت

ویژگی	نگاشت خطی		نگاشت پایه شعاعی		نگاشت غیرخطی مرتبه ۲		نگاشت غیرخطی مرتبه ۳	
	آموزش	تست	آموزش	تست	آموزش	تست	آموزش	تست
IMEG ۱	۶۳	۵۵	۸۰	۷۴	۷۱	۷۹	۷۵	۷۸
MAV ۲	۷۶	۷۲	۹۰	۹۲	۸۱	۸۷	۸۷	۸۷
MAV1 ۳	۷۸	۷۲	۹۱	۹۱	۸۱	۸۲	۸۸	۸۹
Mav2 ۴	۷۸	۷۴	۹۱	۹۵	۸۱	۸۳	۹۰	۹۳
SSI ۵	۶۴	۶۲	۸۲	۸۰	۷۲	۶۸	۷۷	۷۳
VAR ۶	۵۹	۶۱	۸۱	۷۸	۷۰	۶۳	۷۶	۷۵
TM3 ۷	۶۱	۶۵	۷۳	۶۵	۶۵	۶۳	۷۴	۶۴
TM4 ۸	۵۹	۵۶	۷۱	۶۴	۶۵	۵۸	۷۳	۶۰
TM5 ۹	۵۶	۵۴	۶۵	۶۲	۶۲	۵۸	۶۶	۵۹
RMS ۱۰	۵۷	۵۴	۸۸	۸۱	۷۱	۷۱	۷۹	۷۵
LOG ۱۱	۶۹	۶۲	۸۵	۸۳	۷۵	۷۳	۸۳	۸۱
WL ۱۲	۶۵	۶۰	۸۱	۷۸	۷۲	۷۸	۷۸	۷۶
AAC ۱۳	۷۷	۷۶	۸۸	۸۹	۸۰	۸۶	۸۵	۸۴
DASDV ۱۴	۶۵	۶۱	۸۸	۷۷	۷۵	۷۸	۸۳	۷۸
ZCR ۱۵	۶۹	۶۵	۷۹	۷۸	۷۵	۶۹	۷۸	۷۶
MYOP ۱۶	۷۸	۷۶	۸۹	۸۱	۸۰	۷۶	۸۵	۷۳
WAMP ۱۷	۷۰	۶۴	۸۳	۸۱	۷۷	۸۰	۸۵	۸۳
SSC ۱۸	۶۷	۶۸	۷۱	۷۱	۶۷	۷۲	۷۵	۷۳
MNF ۱۹	۶۸	۷۰	۷۷	۶۷	۷۳	۷۰	۷۶	۷۵
MDF ۲۰	۷۰	۷۱	۸۲۰	۶۶	۷۴	۷۱	۷۶	۷۲
PKF ۲۱	۶۶	۷۰	۷۸	۷۶	۷۳	۷۰	۷۷	۷۱
MNP ۲۲	۷۲	۷۷	۸۵	۸۳	۷۸	۷۲	۸۱	۷۹
TTP ۲۳	۷۲	۷۷	۸۵	۸۳	۷۸	۷۲	۸۱	۷۹
SM1 ۲۴	۷۴	۷۹	۸۶	۸۳	۸۱	۷۹	۸۶	۷۹
SM2 ۲۵	۷۹	۸۱	۸۷	۸۷	۸۴	۸۲	۸۷	۸۲
SM3 ۲۶	۸۲	۸۱	۸۷	۹۱	۸۵	۸۴	۸۹	۸۴
VCF ۲۷	۷۶	۷۷	۸۴	۷۸	۷۷	۸۰	۸۶	۷۲

بحث و نتیجه گیری

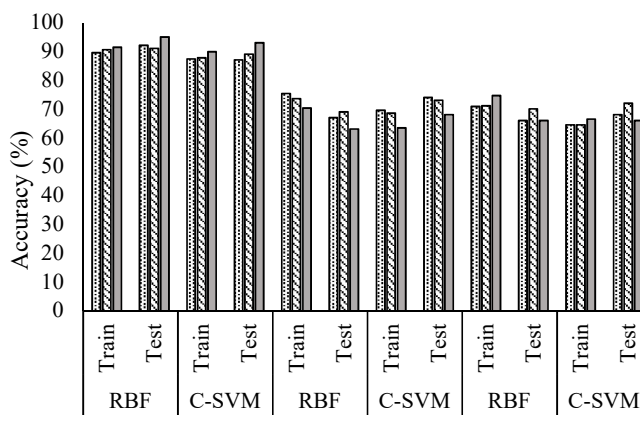
وجود بیماری کراس بایت می‌تواند منجر به عوارض متعددی از جمله تحلیل لثه، سایش دندان و حتی اختلالات مفصل گیجگاهی فکی (TMJ) شود. با توجه به اهمیت این موضوع و تشخیص به هنگام این بیماری، بر اساس دانش نویسندگان برای اولین بار تشخیص این بیماری، از ترکیب روش بردار پشتیبان، و سیگنال الکترومایوگرام بررسی شد. به طور کلی پیش بینی بیماری‌ها از طریق سیگنال الکترومایوگرام به دلیل دقت بالا، در راستای تشخیص زود هنگام و امکان پایش مداوم بیماری، می‌تواند نقش کلیدی در پزشکی مدرن ایجاد نماید. با پیشرفت‌های هوش مصنوعی و پردازش سیگنال، دقت این روش‌ها در حال افزایش است. همچنین در مقایسه با روش‌هایی مانند نمونه برداری عضله یا تصویر برداری‌های پیچیده، ثبت سیگنال الکترومایوگرام یک روش کاملاً غیر تهاجمی است که اطلاعات دقیقی ارائه می‌دهد.

سیگنال الکترومایوگرام خام اطلاعات ارزشمند، اما بی‌فایده در اختیار کاربر قرار می‌دهد. زیرا این سیگنال کاملاً غیر خطی و بسیار پیچیده می‌باشد (۶). این اطلاعات تنها در صورتی مفید است که بتوان آن را پردازش و آنالیز کرد. روش‌های مختلفی برای پردازش سیگنال و استخراج ویژگی از این سیگنال ارائه شده است. Phinyomark و همکاران (۱۹) سی و هفت ویژگی برای بررسی و آنالیز سیگنال الکترومایوگرام برای کاربردهای پزشکی ارائه دادند. آن‌ها نشان دادند که بیست و هفت ویژگی از این سی و هفت ویژگی از اهمیت بیشتری برخوردار هستند. بنابراین در پژوهش حاضر، همین بیست و هفت ویژگی از سیگنال‌های الکترومایوگرام عضلات صورت برای تشخیص بیماری کراس بایت خلفی مورد بررسی قرار گرفت. با توجه به دانش نویسندگان، این مطالعه، جامع‌ترین پژوهش در زمینه استخراج ویژگی برای تشخیص بیماری کراس بایت در کودکان با استفاده از سیگنال الکترومایوگرام می‌باشد. مطالعه حاضر هم راستا با مطالعات متعدد دیگر (۱۵،۱۷،۱۸) نشان داد که بیماری کراس بایت بر روی سیگنال‌های الکترومایوگرام تأثیر غیر خطی دارد. زیرا مقایسه یافته‌های این تحقیق با مطالعات مشابه (۶،۹،۱۱) نشان دهنده این واقعیت بود که بدون استفاده از پردازش سیگنال و هوش مصنوعی تشخیص این بیماری از روی سیگنال‌های الکترومایوگرام بسیار سخت و پیچیده می‌باشد (شکل ۲).

شکل ۲ نشان می‌دهد، هنگامیکه ویژگی‌های عضلات هر دو طرف

عضلات تأثیر گذار می‌باشد. ۳- این ویژگی نسخه اصلاح شده از میانگین مقادیر دامنه سیگنال الکترومایوگرام است و برای کاهش اثر اجزای فرکانس بالاتر استفاده می‌شود. به عبارت دیگر بیماری کراس بایت را می‌توان تأثیر توان در فرکانس‌های پایین‌تر (جویدن آرام) بر روی سیگنال‌های عضلات، بهتر مشاهده نمود. ۴- به طور کلی ویژگی‌های زمانی دارای دقت بالاتری نسبت به ویژگی‌های فرکانسی هستند. نتایج نشان می‌دهد که ویژگی‌های فرکانسی برای سیگنال الکترومایوگرام مناسب نیستند. ۵- نگاشت خطی دارای دقت مناسبی نیست. به عبارت دیگر بیماری کراس بایت بر روی سیگنال‌های الکترومایوگرام تأثیر غیر خطی می‌گذارد. بنابراین قادر نخواهیم بود تأثیرات این بیماری در کودکان بر روی سیگنال‌های الکترومایوگرام بدون تحلیل و پردازش‌های کامپیوتری تعیین نماییم.

سؤال دیگری که مطرح می‌شود، آنست که آیا می‌توان با سیگنال عضلات یک سمت صورت هم به دقت مناسبی دست یافت. بدین منظور از ویژگی‌های MAV، MAV2، MAV3 و همچنین نگاشت‌های RBF و C-SVM که در جدول ۱ نتایج مناسب‌تری داشتند، استفاده گردید. همان‌طور که در شکل ۲ پیداست، در زمانی که ویژگی‌های عضلات دو طرف به عنوان ورودی در نظر گرفته شد، دقت روش بردار ماشین پشتیبان افزایش یافت. به عبارت دیگر می‌توان نتیجه گرفت که این بیماری بر سیگنال الکترومایوگرام عضلات هر دو طرف تأثیر گذار می‌باشد و با داشتن سیگنال‌های الکترومایوگرام عضلات یک سمت صورت پیش بینی مناسبی نخواهیم داشت (شکل ۳).



شکل ۳- مقایسه دقت دو نگاشت RBF و C-SVM با ورودی‌های مختلف

هم در مردان و هم در زنان رخ دهد و عوامل ایجاد آن بیشتر به مسائلی مانند ژنتیک، رشد نادرست فک، عادات نامناسب (مانند مکیدن انگشت در کودکان)، از دست دادن زود هنگام دندان‌های شیری، یا مشکلات ساختاری فک مرتبط است. تنها نکته ای که وجود دارد نوع کراس بایت می‌باشد (۱). برای مثال مطالعه Kothari و همکاران (۳۰) نشان داده است که ارتباط معنی داری بین نوع کراس بایت و جنسیت وجود دارد، به طوری که کراس بایت خلفی در زنان شایع‌تر است. مطالعه حاضر با وجود ارائه روش مهم و کاربردی در زمینه تشخیص بیماری کراس بایت با استفاده از سیگنال‌های الکترومایوگرام، با چندین محدودیت مواجه بود. اولین محدودیت در این مطالعه ناپایداری سیگنال‌های الکترومایوگرام می‌باشد. الگوهای ویژگی این سیگنال بسته به شرایط داوطلبین به طور قابل توجهی متفاوت است. علاوه بر این، سیگنال‌های الکترومایوگرام تحت تأثیر آرتیفکت‌ها و نویز قرار می‌گیرند. در کاربردهای عملی، دستیابی به دقت کافی و عملکرد پایدار در هنگام استفاده از سیگنال‌های الکترومایوگرام دشوار است. مخصوصاً زمانی که از الکترودهای سطحی استفاده می‌شود. زیرا هنگامی که این سیگنال از الکترودهایی که مستقیماً روی پوست نصب شده‌اند به دست می‌آید، سیگنال ترکیبی از تمام پالس‌های الکتریکی عضلانی است که در زیر پوست رخ می‌دهد (۱۱،۲۸). برای رفع این مشکل الکترودهای بایستی بر روی وسط عضله مربوطه نصب گردد و همچنین پوست محل داده برداری از هر گونه مو، مواد مالیدنی و هر گونه کثیفی پاک گردد. از دیگر محدودیت‌ها و نقاط ضعف مطالعه کنونی می‌توان به این موضوع اشاره کرد که یکی از عوامل اصلی عدم استفاده گسترده از این تکنیک، دسترسی محدود و دانش محدود دندانپزشکان با این مفاهیم یادگیری ماشین و نرم افزار مورد نیاز برای تحلیل و آنالیز سیگنال الکترومایوگرام می‌باشد. مطالعات زیادی درباره استفاده از سیگنال الکترومایوگرام پیشنهاد شده است، با این حال هنوز به خوبی مورد استقبال پزشکان و دندانپزشکان نشده است. هیچ شکی وجود ندارد که محدودیت‌های موجود در دسترسی و آموزش فناوری‌های جدید (هم در سطح نرم‌افزار و هم در سطح سخت افزار) استفاده از سیگنال الکترومایوگرام را در خارج از آزمایشگاه‌ها محدود می‌کند.

تضاد منافع: نویسندگان هرگونه تضاد منافی را نفی می‌کنند.

حمایت مالی: این مطالعه حمایت مالی نداشته است

به عنوان ورودی در نظر گرفته می‌شوند، دقت روش بردار ماشین پشتیبان افزایش می‌یابد. این موضوع نشان می‌دهد که بیماری کراس بایت بر سیگنال‌های الکترومایوگرام عضلات هر دو طرف تأثیر گذار است و تنها با استفاده از سیگنال‌های یک سمت، امکان پیش‌بینی دقیق و مناسب وجود نخواهد داشت. با استخراج ویژگی‌ها می‌توان بیماری کراس بایت را تا حد مناسبی حدود ۹۵ درصد تشخیص داد. Nishi و همکاران (۲۹) نشان دادند که فعالیت عضلات صورت افراد مبتلا به بیماری کراس بایت کمتر می‌باشند. این موضوع را می‌توان بدان معنا دانست که همان طور که در مطالعه کنونی نشان داده شد ویژگی‌هایی که بر اساس دامنه سیگنال الکترومایوگرام به دست می‌آیند، برای تشخیص این بیماری مناسب‌تر هستند. همانند مطالعه Phinyomark و همکاران (۱۹)، پژوهش حاضر نشان داد که ویژگی‌های فرکانسی این سیگنال‌ها در تشخیص بیماری مناسب نیست. زیرا ویژگی‌های فرکانسی بر اساس پارامترهای آماری چگالی طیفی توان سیگنال محاسبه می‌شوند، بنابراین عملکرد آن‌ها برای کاربردهای طبقه بندی و پیش‌بینی مناسب نیست. نتایج به دست آمده از این مطالعه می‌تواند به طور گسترده و جامع در تشخیص بیماری خلفی در کودکان توسط دندان پزشکان مورد استفاده قرار گیرد. همچنین می‌توان روش پیشنهادی در مقاله حاضر را در تشخیص بیماری‌های دهان و دندان متفاوت از روی سیگنال‌های الکترومایوگرام گسترش داد.

از جمله نقاط قوت مطالعه حاضر پیش‌بینی بسیار قابل قبول بیماری کراس بایت از روی ویژگی‌های سیگنال الکترومایوگرام با استفاده از روش بردار پشتیبان می‌باشد. این تحقیق یک گام مهم رو به جلو در ادغام پردازش سیگنال و یادگیری ماشین در زمینه تجزیه و تحلیل الکترومایوگرام است. زیرا این مطالعه یک روش کاملاً غیر تهاجمی برای تشخیص بیماری کراس بایت پیشنهاد می‌دهد. همچنین از دیگر نقاط قوت مطالعه حاضر تعداد افراد داوطلب نسبت به مطالعات دیگر می‌باشد (۱۲، ۱۵، ۱۸). در بیشتر مطالعات مشابه از شش نفر داوطلب استفاده شده است. اما در مقاله حاضر بر روی ۲۰ فرد سالم و ۲۰ فرد دارای بیماری کراس بایت مطالعه انجام شده است (۶، ۱۰، ۱۱). همچنین این مطالعه همانند مطالعات مشابه از هر دو جنسیت استفاده کرده است (۱۵، ۱۸). اگرچه جنسیت به طور مستقیم بر احتمال ابتلا به کراس بایت تأثیر گذار نیست. زیرا کراس بایت یک ناهنجاری دندانی فکی است که می‌تواند

References:

- 1- Osawa Gutierrez LM, Quatrin MC, Sforza C, Baptista RR, Santayana de Lima EM. Evaluation of electromyographic activity of masticatory muscles in adults with posterior crossbite. *Int J Dent*. 2022;2022:4552674.
- 2- Bell RA, Kiebach TJ. Posterior crossbites in children: Developmental-based diagnosis and implications to normative growth patterns. *Seminars in Orthodontics*. 2014;20(2):77-113.
- 3- Shalish M, Gal A, Brin I, Zini A, Ben-Bassat Y. Prevalence of dental features that indicate a need for early orthodontic treatment. *Eur J Orth*. 2013;35(4):454-9.
- 4- Thilander B, Lennartsson B. A Study of Children with Unilateral Posterior Crossbite, Treated and Untreated, in the Deciduous Dentition Occlusal and Skeletal Characteristics of Significance in Predicting the Long-term Outcome: Occlusal and Skeletal Characteristics of Significance in Predicting the Long-term Outcome. *J Orofac Orthop*. 2002;63(5):371-83.
- 5- Iodice G, Danzi G, Cimino R, Paduano S, Michelotti A. Association between posterior crossbite, skeletal, and muscle asymmetry: a systematic review. *Eur J Orthod*. 2016;38(6):638-51.
- 6- Kalani H, Abbasi E. Classification of sEMG Signals for Diagnosis of Unilateral Posterior Crossbite in Primary Dentition using Fast Fourier Transform and Logistic Regression. *J AI and Data Mining*. 2022;10(2):151-8.
- 7- Perrotti G, Baccaglione G, Clauser T, Scaini R, Grassi R, Testarelli L, et al. Total face approach (TFA) 3D cephalometry and superimposition in orthognathic surgery: evaluation of the vertical dimensions in a consecutive series. *Methods Protoc*. 2021;4(2):36.
- 8- Kalani H, Moghimi S, Akbarzadeh A. Toward a bio-inspired rehabilitation aid :sEMG-CPG approach for online generation of jaw trajectories for a chewing robot. *Biomedical Signal Processing and Control*. 2019;51:285-95.
- 9- Kalani H, Moghimi S, Akbarzadeh A. Towards an SEMG-based tele-operated robot for masticatory rehabilitation. *Comput Biol Med*. 2016;75:243-56.
- 10- Asefi M, Moghimi S, Kalani H, Moghimi A. Dynamic modeling of SEMG–force relation in the presence of muscle fatigue during isometric contractions. *Biomedical Signal Processing and Control*. 2016;28:41-9.
- 11- Kalani H, Moghimi S, Akbarzadeh A. SEMG-based prediction of masticatory kinematics in rhythmic clenching movements. *Biomedical Signal Processing and Control*. 2015;20:24-34.
- 12- Ferrario VF, Sforza C, Serrao G. The influence of crossbite on the coordinated electromyographic activity of human masticatory muscles during mastication. *J Oral Rehabil*. 1999;26(7):575-81.
- 13- Sforza C, Rosati R, De Menezes M, Musto F, Toma M. EMG analysis of trapezius and masticatory muscles: experimental protocol and data reproducibility. *J Oral Rehabil*. 2011;38(9):648-54.
- 14- Iodice G, Danzi G, Cimino R, Paduano S, Michelotti A. Association between posterior crossbite, masticatory muscle pain, and disc displacement: a systematic review. *Eur J Orthod*. 2013;35(6):737-44.
- 15- Woźniak K, Szyszka-Sommerfeld L, Lichota D. The electrical activity of the temporal and masseter muscles in patients with TMD and unilateral posterior crossbite. *Biomed Res Int*. 2015;2015:259372.
- 16- Dong Y, Wang XM, Wang MQ, Widmalm SE. Asymmetric muscle function in patients with developmental mandibular asymmetry. *J Oral Rehabil*. 2008;35(1):27-36.
- 17- Moreno I, Sanchez T, Ardizzone I, Aneiros F, Celemin A. Electromyographic comparisons between clenching, swallowing and chewing in jaw muscles with varying occlusal parameters. *Med Oral Patol Oral Cir Bucal*. 2008;13(3):E207-13.
- 18- Alarcón JA, Martín C, Palma JC. Effect of unilateral posterior crossbite on the electromyographic activity of human masticatory muscles. *Am J Orthod Dentofacial Orthop*. 2000;118(3):328-34.
- 19- Phinyomark A, Phukpattaranont P, Limsakul C. Feature reduction and selection for EMG signal classification. *Expert systems with applications*. 2012;39(8):7420-31.
- 20- Kalani H, Tahamipour-Z SM, Kardan I, Akbarzadeh A, Ebrahimi A, Sede R. SVM for Decoding the Human Activity Mode from sEMG Signals. 2019 7th International Conference on Robotics and Mechatronics (ICROM);2019:IEEE.
- 21- Tahamipour-Z SM, Kardan I, Kalani H, Akbarzadeh A, editors. A PSO-MLPANN hybrid approach for estimation of human joint torques from sEMG signals. 2020 8th Iranian Joint Congress on Fuzzy and Intelligent Systems (CFIS);2020. IEEE.
- 22- Goharian N, Moghimi S, Kalani H. Application of an ANN-GA method for predicting the Biting force using electromyogram signals. *Signal and Data Processing*. 2017;14(1):41-52.
- 23- Kalani H, Goharian N, Moghimi S, Vaezi N. Dynamic Modeling of the Electromyographic and Masticatory Force Relation Through Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System Principal Dynamic Mode Analysis. *Iranian J Med Phys*. 2018;15(2):78-86.
- 24- Phinyomark A, Scheme E. EMG pattern recognition in the era of big data and deep learning. *Big Data and Cog Comput*. 2018;2(3):21.
- 25- Goharian N, Kalani H, Moghimi S. A time-delay parallel cascade identification system for predicting jaw movements. 2014 21th Iranian Conference on Biomedical Engineering (ICBME);2014:IEEE.
- 26- Phukpattaranont P, Thongpanja S, Anam K, Al-Jumaily A, Limsakul C. Evaluation of feature extraction techniques and classifiers for finger movement recognition using surface electromyography signal. *Med Biol Eng Comput*. 2018;56(12):2259-71.
- 27- Chen Y, Zhang H, Wang C, Ang KK, Ng SH, Jin H, et al. A hierarchical dynamic Bayesian learning network for EMG-based early prediction of voluntary movement intention. *Sci Rep*. 2023;13(1):4730.
- 28- Kalani H, Akbarzadeh A, Moghimi S. Prediction of clenching jaw movements based on EMG signals using fast orthogonal search. 2015 23rd Iranian Conference on Electrical

Engineering; 2015:IEEE.

29- Nishi SE, Basri R, Alam MK, Komatsu S, Komori A, Sugita Y, et al. Evaluation of masticatory muscles function in different malocclusion cases using surface electromyography. J Hard

Tissue Biology. 2017;26(1):23-8.

30- Kothari Sh, Ganesh B S, Nivethigaa B. Gender Variations of Patients with Anterior Crossbites. J Res Med Dent Sci. 2020;8(7):378-82.