Scientific Journal of
Rehabilitation Medicine

November and December 2022. Volume 11. Num 5

Research Paper

Presenting a Model for Detecting Osteoporosis In Active Older Men Using the Support Vector Machine Algorithm

*Leila Fasihi[1], Bakhtyar Tartibian[2], Rasoul Eslami[2]

1. Department of Physical Education and Sport Sciences, Faculty of Humanities, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran.
2. Department of Exercise Physiology, Faculty of Physical Education and Sport Sciences, Allameh Tabataba'i University, Tehran, Iran.

Use your device to scan and read the article online

Citation Fasihi L, Tartibian B, Eslami R. [Presenting a Model for Detecting Osteoporosis In Active Older Men Using the Support Vector Machine Algorithm (Persian)]. Scientific Journal of Rehabilitation Medicine. 2022; 11(5):742-753. https://dx.doi.org/10.32598/SJRM.11.5.8

https://dx.doi.org/10.32598/SJRM.11.5.8

This work is licensed under a Creative Commons Attribution 4.0 International (CC BY 4.0)

ABSTRACT

Background and Aims Fractures due to osteoporosis impose high economic costs on patients and the health care system. Data mining has many applications in various fields, including medicine and sports, due to its ability to process large amounts of data and reduce detection time. Therefore, this study aims to provide a model for detecting osteoporosis in active older men using the support vector machine (SVM) algorithm.

Methods This is a development-applied study. Medical data of 652 patients were first examined. Of these, 108 active older men were selected including 58 healthy men, 33 with osteopenia, and 17 with osteoporosis. The SVM algorithm was used to differentiate them. MATLAB software version 2020 was also used for data analysis. Evaluation was performed using the confusion matrix and based on the accuracy and precision criteria.

Results Of 103 features related to sociodemographic information of participants, 8 features were selected as the inputs of the algorithm. The SVM algorithm could detect osteoporosis with 59.3% accuracy and 54.91% precision.

Conclusion By discovering hidden patterns and relationships in the data, the SVM algorithm can help improve the quality of diagnostic services for osteoporosis.

Keywords Osteoporosis, Men, Elderly

Received: 16 May 2021
Accepted: 25 May 2021
Available Online: 22 Nov 2022

* *Corresponding Author:*
Leila Fasihi
Address: Department of Physical Education and Sport Sciences, Faculty of Humanities, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran.
Tel: +98 (918) 2183604
E-Mail: l_fasihi@modares.ac.ir

Extended Abstract

Introduction

Osteoporosis is a skeletal disease that is associated with a decrease in bone mass and the deterioration of bone tissue, resulting in a decrease in bone stiffness and strength, and is characterized by an increased risk of bone fracture due to becoming brittle and fragile. Osteoporosis is a serious threat to the elderly; the risk of bone fracture increases with aging. The size and geometrical structure of the bone are factors influencing the bone's ability and resistance to fracture. However, 75-90% of bone strength is related to bone mineral density. Osteoporosis risk factors are divided into controllable and uncontrollable categories. Lack of mobility, overweight, long-term use of glucocorticoids, smoking, and insufficient calcium intake are the controllable risk factors, while gender, age, genetics, and race are the uncontrollable risk factors of osteoporosis.

In recent studies, physical activity has been used to treat or prevent osteoporosis. It has been stated that regular physical activity improves the balance and prevents the risk of falling and bone fracture in people with osteoporosis. High intensity exercises significantly increase the bone mineral density. Exercises transfer force to bones by muscle tension and gravity force. People who follow an active life have significantly more bone mass than inactive people of the same age, and this is maintained until the seventh and even eighth decades of their lives.

Today, there is a huge amount of raw data in the world; to use this data optimally, we need knowledge that can help us improve our lives. Data mining is a science that helps reach the knowledge hidden in the data. The use of data mining algorithms makes the new information and relationships embedded in large and complex datasets evident through inference and learning of new patterns and relationships. Using large amounts of patient data for disease diagnosis increase the accuracy of data mining algorithms.

Since osteoporosis is preventable, its early diagnosis is very important. There are methods to diagnose this disease, including Dual-Energy X-ray Absorptiometry (DEXA). Due to high problems such as taking long time for measurement, high test costs, and exposure to X-rays, it seems necessary to use simple methods to detect people with osteoporosis. For this reason, the use of data mining algorithms is of great importance. With the help of these algorithms, the osteoporosis can be diagnosed without the need for DEXA. This study aims to provide a model to detect osteoporosis in active older men using the support vector machine (SVM) algorithm.

Materials and Methods

The study population consists of 652 patients with medical records in Ayatollah Kashani Hospital in Tehran, Iran during 2017-2020. Of these, 108 active older men were selected including 58 healthy men, 33 with osteopenia and 17 with osteoporosis. Eight characteristics were selected as inputs to the algorithms. which were age, body height, body weight, body mass index, family history, smoking, vitamin D intake, and calcium intake. The SVM algorithm was used to classify healthy, osteopenia and osteoporosis subjects. The dataset in Excel format was imported to MATLAB 2020 software for analysis. In the SVM algorithm, each data is plotted as a point in n-dimensional space on the scatter plot where n is the number of features that a data has, and the value of each feature specifies one of the coordinate components of the point on the graph. Finally, by drawing a straight line, different and distinct data are grouped. The SVM has the ability to solve non-linear classification problems easily. This method can be very useful in cases where two classes of the same data cannot be separated with straight lines. The performance of the algorithm was assessed based on the accuracy and precision criteria, where accuracy refers to the extent to which the selected samples are correct, while precision refers to the extent to which the correct samples are correctly selected.

Table 1. Anthropometric information of the participants

Varieblles	Mean±SD
Age (y)	77.44±8.66
Height (cm)	164.87±7.35
Weight (kg)	70.83±10.64
Body mass index (kg/m^2)	28.37±5.174

Results

Table 1 shows the anthropometric characteristics of the participants. 25% of the data were considered for testing and 75% for training the algorithm. The results showed that the SVM algorithm could detect healthy older men and those with osteopenia and osteoporosis with 59.3% accuracy and 54.91% precision.

Discussion

The results of the present research showed that the SVM algorithm had an accuracy of 59.3% in diagnosing osteoporosis in older men. Various studies have used different indicators and data mining algorithms to diagnose osteoporosis. The results of some of them are consistent with the results of this study. Oji et al. in a study for presenting a clinical decision support system for osteoporosis prediction, concluded that by focusing on local data, a tool can be developed that is very effective in preventing osteoporosis. They reported that, for timely referral of patients and initiation of treatment, the occurrence of bone fractures and irreversible complications of osteoporosis can be prevented by using data mining algorithms. Yu et al. in a study investigated the use of data mining for the diagnosis of osteoporosis, in which they compared the multilayer perceptron artificial neural network and logistic regression. The inputs were six clinical parameters, six parameters extracted from images, and five different conditions that the patient may have complaint about. Finally, artificial neural network was shown to perform better than logistic regression [40], which is not consistent with our results. Maybe the reason for this discrepancy is related to the type and number of used indicators. They used 6 indicators, while we used 8 indicators. The predictive features of SVM algorithm in this study showed that it is consistent with previous studies. By discovering hidden patterns and relationships in the data, the SVM algorithm can be used to improve the quality of diagnostic and therapeutic services for osteoporosis.

Ethical Considerations

Compliance with ethical guidelines

Ethical considerations were considered according to the instructions of the ethics committee of Allameh Tabatabai University (Ethics Code: IR.ATU.REC.1399.038).

Funding

This study was extracted from the MSc thesis of the first author at the Department of Exercise Physiology of Allameh Tabataba'i University.

Authors' contributions

All authors contributed equally in preparing all parts of the research.

Conflict of interest

The authors declared no conflict of interest.

Acknowledgments

The authors thank Allameh Tabataba'i University and the subjects who participate in the study.

مقاله پژوهشی

ارائه مدلی برای تعیین میزان پوکی استخوان با استفاده از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان در مردان سالمند فعال

*لیلا فصیحی[۱]، بختیار ترتیبیان[۲]، رسول اسلامی[۲]

۱. گروه تربیت‌بدنی و علوم ورزشی، دانشکده علوم انسانی، دانشگاه تربیت مدرس، تهران، ایران.
۲. گروه فیزیولوژی ورزشی، دانشکده تربیت‌بدنی و علوم ورزشی، دانشگاه علامه طباطبائی، تهران، ایران.

Use your device to scan and read the article online

Citation Fasihi L, Tartibian B, Eslami R. [Presenting a Model for Detecting Osteoporosis In Active Older Men Using the Support Vector Machine Algorithm (Persian)]. Scientific Journal of Rehabilitation Medicine. 2022; 11(5):742-753. https://dx.doi.org/10.32598/SJRM.11.5.8

https://dx.doi.org/10.32598/SJRM.11.5.8

CC BY

چکیده

مقدمه و اهداف شکستگی‌های ناشی از پوکی استخوان، هر ساله هزینه‌های اقتصادی گزافی را بر مردم و سیستم درمانی کشور وارد می‌کند. داده‌کاوی به‌خاطر داشتن قدرت پردازش حجم عظیم داده‌ها و کاهش زمان تشخیص درزمینه‌های مختلف، ازجمله پزشکی و ورزشی کاربردهای زیادی دارد. بنابراین هدف اصلی این مطالعه، ارائه مدلی برای تعیین میزان پوکی استخوان با استفاده از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان در مردان سالمند فعال بود.

مواد و روش‌ها این مطالعه از نوع توسعه‌ای کاربردی بود. اطلاعات آزمایشگاهی ۶۵۲ بیمار بررسی شد. از بین این افراد، ۱۰۸ مرد سالمند فعال انتخاب شدند که ۵۸ نفر سالم، ۳۳ نفر استئوپنی و ۱۷ نفر استئوپروز بودند. از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان برای دسته‌بندی افراد استفاده شد. همچنین از نسخه ۲۰۲۰ نرم‌افزار مَتلَب برای تجزیه‌وتحلیل داده‌ها استفاده شد. ارزیابی براساس ماتریس درهم ریختگی و معیارهای دقت و صحت انجام شد.

یافته‌ها طبق نظر پزشکان و نتایج مقالات علمی، از ۱۰۳ ویژگی مربوط به اطلاعات شخصی و سبک زندگی آزمودنی‌ها، ۸ ویژگی به‌عنوان ورودی الگوریتم انتخاب شدند. نتایج نشان داد الگوریتم ماشین بردار پشتیبان می‌تواند با دقت ۵۹/۳ درصد و صحت ۵۴/۹۱ درصد افراد سالم، استئوپنی و استئوپروز را تشخیص دهد.

نتیجه‌گیری ویژگی‌های پیش‌بین‌کننده الگوریتم داده‌کاوی در این مطالعه با نتایج بالینی به‌دست‌آمده از مطالعات پزشکی و با یافته‌های تحقیقات قبلی مطابقت دارد. این مطالعه نشان می‌دهد با کشف الگوها و روابط پنهان در داده‌ها، احتمالاً به‌درستی از این الگوریتم می‌توان برای بهبود کیفیت خدمات تشخیصی و درمانی استفاده کرد.

کلیدواژه‌ها پوکی استخوان، مردان، سالمند، فعال

تاریخ دریافت: ۲۶ اردیبهشت ۱۴۰۰
تاریخ پذیرش: ۰۴ خرداد ۱۴۰۰
تاریخ انتشار: ۰۱ آذر ۱۴۰۱

* **نویسنده مسئول:**
لیلا فصیحی
نشانی: تهران، دانشگاه تربیت مدرس، دانشکده علوم انسانی، گروه تربیت‌بدنی و علوم ورزشی.
تلفن: ۲۱۸۳۶۰۴ (۹۱۸) ۹۸+
رایانامه: l_fasihi@modares.ac.ir

مقدمه

پوکی استخوان، بیماری اسکلتی است که با کاهش توده استخوان و تحلیل رفتن ریزساختار بافت استخوان و درنتیجه کاهش سفتی و استحکام استخوان همراه است و با افزایش خطر شکستگی بر اثر تردی و شکنندگی استخوان مشخص می‌شود [۱]. پوکی استخوان تهدیدی جدی برای افراد مسن است و با افزایش سن خطر شکستگی افزایش می‌یابد [۲]. اندازه و ساختار هندسی استخوان از عوامل تأثیرگذار بر توانایی استخوان و مقاومت در برابر ضربه هستند. بااین‌حال، ۷۵ تا ۹۰ درصد استحکام استخوان به تراکم مواد معدنی استخوان[1] مربوط می‌شود [۳].

قدرت استخوان از ادغام تراکم استخوان و کیفیت استخوان ناشی می‌شود. سازمان بهداشت جهانی[2] معیارهایی، ازجمله نمره T و نمره Z را برای ارزیابی وضعیت استخوان تعریف کرده است. T-score به‌عنوان تعداد انحراف معیارهایی که در میانگین پوکی استخوان به پایین‌تر از جوان بزرگسال تنزل می‌یابد، توضیح داده می‌شود [۴]. بنابر گزارشات سازمان بهداشت جهانی، استئوپروز را به‌صورت کاهش تراکم استخوان به میزان ۲/۵ انحراف معیار از متوسط حداکثر تراکم استخوان در افراد جوان و نرمال جامعه (T-score≤-2/5) تعریف کرده است [۵]. کاهش تراکم توده استخوان بین ۱- تا ۲/۵- انحراف معیار کمتر از متوسط تراکم افراد جوان و نرمال جامعه (-2/5≤T-score<-1) استئوپنی و تراکم بالاتر از آن (T-score≥-1) نرمال نامیده می‌شود [۶].

شکستگی، بزرگ‌ترین نگرانی پوکی استخوان است. در این بیماری، بیشترین شکستگی در ستون فقرات است که معمولاً وزن بدن را تحمل می‌کنند و در ناحیه مفصل ران در محل اتصال به لگن رخ می‌دهد، به‌ویژه در سنین بالاتر این مشکل جدی‌تر است و حتی می‌تواند کشنده باشد، به‌طوری‌که شکستگی ران خطر مرگ را تا ۴ برابر در یک فرد سالمند افزایش می‌دهد [۷]. هر ساله این شکستگی‌ها مقادیر بسیار زیادی هزینه اقتصادی و حتی اجتماعی را بر دوش دولت و مردم می‌گذارد، به‌طوری‌که بسیاری از مردم قادر به تأمین هزینه‌های آن نیستند [۸].

عوامل خطر پوکی استخوان به ۲ دسته قابل کنترل و غیرقابل کنترل تقسیم می‌شوند. فقر حرکتی، وزن، مصرف طولانی‌مدت گلوکوکورتیکوئیدها، سیگار و دریافت ناکافی کلسیم در دسته قابل کنترل و جنس، سن، ویژگی‌های ژنتیک و نژاد در دسته غیرقابل کنترل قرار می‌گیرند [۹]. ازطرفی، سن بیشتر از ۶۵ سال، شکستگی استئوپروتیک پس از ۴۰ سالگی، سابقه شکستگی استئوپروتیک در بستگان درجه ۱، سابقه مصرف گلوکوکورتیکوئید سیستمیک بیش از ۳ ماه، هیپرپاراتیروئیدی اولیه، بالا بودن احتمال زمین خوردن، هیپوگنادیسم، یائسگی قبل از ۴۵ سالگی را ازجمله عوامل پرخطر و آرتریت روماتوئید، دریافت ناکافی کلسیم و ویتامین دی، مصرف سیگار، وزن کمتر از ۵۷ کیلوگرم، کاهش وزن ۱۰ درصد نسبت به وزن ۲۵ سالگی را عوامل کم‌خطر گزارش کرده‌اند [۱۰].

در تحقیقات اخیر از فعالیت بدنی برای درمان یا پیشگیری از پوکی استخوان استفاده شده است [۱۱]. باتوجه‌به اینکه ۴۰ تا ۴۴ درصد از تراکم استخوانی یک فرد بالغ، در طی دوران نوجوانی به‌دست می‌آید، تأثیر فعالیت بدنی را به‌ویژه در دوران رشد و بلوغ بر تراکم استخوانی نشان داده‌اند [۱۲، ۱۳]. همچنین بیان شد که انجام فعالیت بدنی منظم سبب بهبود تعادل و چه بسا پیشگیری از زمین خوردگی و شکستگی استخوان در افراد دچار پوکی استخوان می‌شود [۱۴]. فعالیت شدید ورزشی به‌طور چشمگیری تراکم مواد معدنی استخوان را افزایش می‌دهد. به‌علاوه، نداشتن تحرک کافی و کاهش فعالیت بدنی در طول زندگی به‌طور معناداری سبب کاهش مواد معدنی استخوان می‌شود [۱۵].

گزارشات نشان می‌دهد اثر فعالیت ورزشی بر تراکم مواد معدنی استخوان به نوع فعالیت، مدت و شدت تمرین بستگی دارد [۱۶]. فعالیت‌های ورزشی به ۲ روش سبب انتقال نیرو به استخوان می‌شود: نیروی کشش عضله و نیروی جاذبه. این نیروها می‌توانند سبب افزایش تراکم استخوان شوند، چنانچه افرادی که زندگی فعال را دنبال می‌کنند، نسبت به افراد غیرفعال هم سن و سال‌شان به نحو چشمگیری جرم استخوانی بیشتری دارند و این بهره تا دهه هفتم و حتی هشتم زندگی‌شان حفظ می‌شود [۱۷]. فشارهای مکانیکی واردشده بر استخوان ازطریق تاندون‌ها و عضلات یک اثر مستقیم بر تشکیل استخوان و تغییر شکل آن دارد [۱۸].

امروزه در دنیا حجم عظیمی از داده‌های خام وجود دارد و برای استفاده بهینه از این داده‌ها نیازمند دانشی هستیم که بتواند برای بهبود زندگی به ما کمک کند. داده‌کاوی علمی است که در جهت رسیدن به دانش نهفته در داده‌ها کمک‌کننده است [۱۹]. داده‌کاوی به‌خاطر داشتن مزایایی مثل قدرت پردازش حجم عظیم داده‌ها و کاهش زمان تشخیص در زمینه‌های مختلف، ازجمله پزشکی و ورزشی، کاربردهای زیادی دارد و به آنان در معنا دادن به داده‌های پیچیده کمک می‌کند. همچنین قدرت داده‌کاوی برای تشخیص رضایت‌بخش بیماری‌های گوناگون ثابت شده است [۲۰].

الگوریتم‌های داده‌کاوی مانند درخت تصمیم‌گیری، جنگل تصادفی و غیره به‌خوبی در زمینه‌های مختلف، ازجمله ورزشی و پزشکی استفاده شده است [۲۱]. این الگوریتم‌ها قادر بودند در تشخیص بیماری‌هایی، ازقبیل پوکی استخوان، بیماری‌های سرطانی، دیابت، آلزایمر و غیره یک راه‌حل معقول و مناسب را ارائه دهد [۲۲]. به‌علاوه، استفاده از الگوریتم‌های داده‌کاوی باعث می‌شود اطلاعات جدید و روابط تعبیه‌شده در مجموعه‌های داده‌بزرگ و پیچیده ازطریق استنتاج و یادگیری الگوها و روابط جدید مشهود باشد. استفاده از مقادیر زیادی از داده بیماران برای تشخیص بیماری،

1. Bone Mneral Density (BMD)
2. World Health Organization (WHO)

با استفاده از الگوریتم‌های داده‌کاوی، دقت این الگوریتم را تقویت می‌کند[۲۲]. ازآنجاکه بیماری پوکی استخوان قابل پیشگیری است، اهمیت زیادی دارد که هرچه سریع‌تر تشخیص داده شود [۲۳].

روش‌هایی برای تشخیص این بیماری وجود دارد که روش جذب ۲ گانه اشعه ایکس[۳] یکی از بهترین روش‌هاست [۲۴]. به‌دلیل بالا بودن مشکلاتی مثل زمان طولانی برای اندازه‌گیری، هزینه‌های زیاد آزمایش و همچنین قرار گرفتن در برابر اشعه ایکس، استفاده از روش‌های ساده‌تر برای شناسایی افراد دچار پوکی استخوان ضروری است. به همین دلیل، استفاده از الگوریتم‌های داده‌کاوی از اهمیت بالایی برخوردار است [۲۵]. به کمک این الگوریتم‌ها می‌توان احتمال ابتلا به این بیماری را بدون نیاز به روش جذب ۲ گانه اشعه ایکس تشخیص داد [۲۵].

هدف این مطالعه، ارائه مدلی برای تعیین میزان پوکی استخوان با استفاده از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان در مردان سالمند فعال بود.

مواد و روش‌ها

این مطالعه از نوع توسعه‌ای کاربردی بود. برای انجام یک داده‌کاوی کارآمد، علاوه‌بر نیاز به داده‌های مناسب، باید از روش و الگوریتم‌های داده‌کاوی مناسب نیز استفاده شود. جامعه آماری این مطالعه مربوط به ۶۵۲ بیمار بود. از بین این افراد، ۱۰۸ مرد سالمند فعال انتخاب شدند که ۵۸ نفر سالم، ۳۳ نفر استئوپنی و ۱۷ نفر استئوپروز بودند که طی سال‌های ۱۳۹۶ تا ۱۳۹۹ در بیمارستان آیت‌الله کاشانی تهران دارای پرونده پزشکی بودند و با عنوان مشکوک به بیماری پوکی استخوان در فایل‌های بایگانی رایانه آن مرکز دارای پرونده حاوی اطلاعات آزمایشگاهی بودند. پرونده بیماران و اطلاعات آزمایشگاهی آن‌ها حاوی ۱۰۳ ویژگی ثبت‌شده مربوط به پوکی استخوان، اطلاعات شخصی، سبک زندگی و اطلاعات بیماری بود. برای کاهش اندازه ۱۰۳ ویژگی اولیه در داده‌ها، طبق نظر ۲ پزشک متخصص درزمینه غدد درون‌ریز و روماتولوژی و با کمک نتایج مقالات علمی درزمینه پوکی استخوان [۲۵-۳۰] نهایتا ۸ ویژگی به‌عنوان ورودی الگوریتم‌ها انتخاب شد.

معیارهای ورود شامل جنسیت مرد، سن بین ۷۰ تا ۸۵ سال، دارای سوابق پزشکی و آزمایشات بالینی در بیمارستان، شاخص توده بدنی بین ۱۸ تا ۳۵، امتیاز تی (T-Score) بین ۲ تا ۲- و دردسترس ازطریق تلفن یا اینترنت بودند.

معیارهای خروج شامل تحت درمان پوکی استخوان، سابقه مصرف داروهای هورمونی و داشتن بیماری مزمن بود. ویژگی‌های انتخاب‌شده شامل سن، قد، وزن، شاخص توده بدنی[۴]، سابقه فامیلی، مصرف سیگار، دریافت ویتامین دی و کلسیم بود.

از الگوریتم داده‌کاوی ماشین بردار پشتیبانی[۵] برای دسته‌بندی افراد سالم، استئوپنی و استئوپروز استفاده شد. ماشین بردار پشتیبان، یک الگوریتم نظارت‌شده یادگیری ماشین است که هم برای مسائل طبقه‌بندی و هم مسائل رگرسیون قابل استفاده است.بااین‌حال، از این الگوریتم بیشتر در مسائل طبقه‌بندی استفاده می‌شود. برای استفاده بهینه از داده‌ها باید آن‌ها را به شکلی تغییر داد که برای الگوریتم‌های داده‌کاوی مناسب باشند [۳۱]. برای پرسش‌هایی که پاسخ بله و خیر داشتند از عدد صفر و ۱ استفاده شد. عدد ۱ به معنای بله و عدد صفر به معنای خیر درنظر گرفته شد. در این مرحله مجموعه داده‌ها در قالب اکسل به نسخه ۲۰۲۰ نرم‌افزار مَتلَب[۶] انتقال داده و تجزیه‌وتحلیل شد.

امتیاز تی (T-Score) آزمودنی‌ها در نواحی گردن استخوان ران، معیار تفکیک افراد بود. براساس استاندارد سازمان بهداشت جهانی امتیاز تی کمتر از ۲/۵- نشان‌دهنده استئوپروز یا پوکی استخوان، امتیاز تی بین ۱- تا ۲/۵-استئوپنی یا در حال فرسایش استخوان و امتیاز تی بیشتر از ۱- سالم است [۳۲]. در الگوریتم داده‌کاوی ماشین بردار پشتیبانی، هر نمونه داده به‌عنوان یک نقطه در فضای n بعدی بر روی نمودار پراکندگی داده‌ها ترسیم می‌شود. n تعداد ویژگی‌هایی است که یک نمونه داده دارد و مقدار هر ویژگی داده‌ها، یکی از مؤلفه‌های مختصات نقطه بر روی نمودار را مشخص می‌کند. نهایتاً، با ترسیم یک خط راست، داده‌های مختلف و متمایز دسته‌بندی می‌شوند. ماشین بردار پشتیبان، این توانایی را دارد که مسائل دسته‌بندی غیرخطی را به راحتی حل کند [۳۳]. این روش می‌تواند در مواردی که نمی‌توان با خطوط راست ۲ کلاس از یک داده را تفکیک کرد، بسیار مفید باشد. (تصویر شماره ۱).

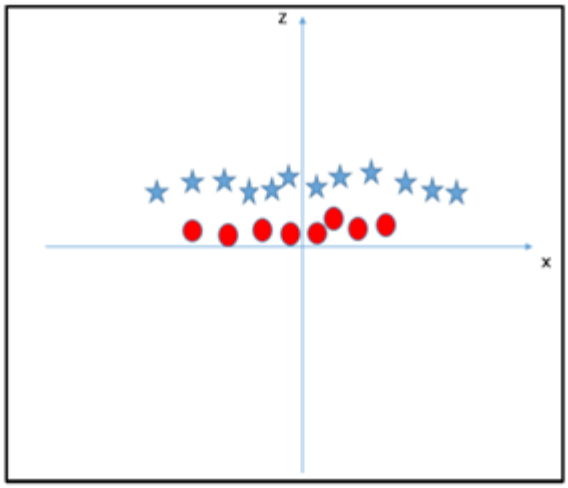
در جدول شماره ۱ معیارهای دقت و صحت براساس روش ارزیابی داده‌ها نشان داده شده است که دقت معادل «چه میزان از نمونه‌های انتخابی درست هستند» و صحت معادل «چه میزان از نمونه‌های صحیح موجود درست انتخاب شده‌اند» [۳۴].

عملکرد الگوریتم براساس دقت[۷] و صحت[۸] ارزیابی شد. دقت الگوریتم ارزش آن را در پیش‌بینی نشان می‌دهد که از تعداد پیش‌بینی‌های صحیح، تقسیم بر تعداد کل پیش‌بینی‌ها به دست می‌آید (فرمول شماره ۱). صحت الگوریتم نشان‌دهنده قدرت تفکیک آن برای جدا کردن افراد بیمار و سالم از یکدیگر است و از تقسیم تعداد پیش‌بینی بر تعداد پیش‌بینی‌های هر ردیف به دست می‌آید (فرمول شماره ۲).

۱) دقت

$$Accuracy = \frac{TP+TN}{TP+FP+FN+TN}$$

3. Dual-Energy X-Tay Absorptiometry (DEXA)
4. Body Mass Index (BMI)
5. Support Vector Machine (SVM)
6. MATLAB
7. Accuracy
8. Precision



تصویر ۱. روش دسته‌بندی الگوریتم ماشین بردار پشتیبان

طب توانبخشی

۲) صحت

$$\text{Precision}=\frac{TP}{TP+FP}$$

یافته‌ها

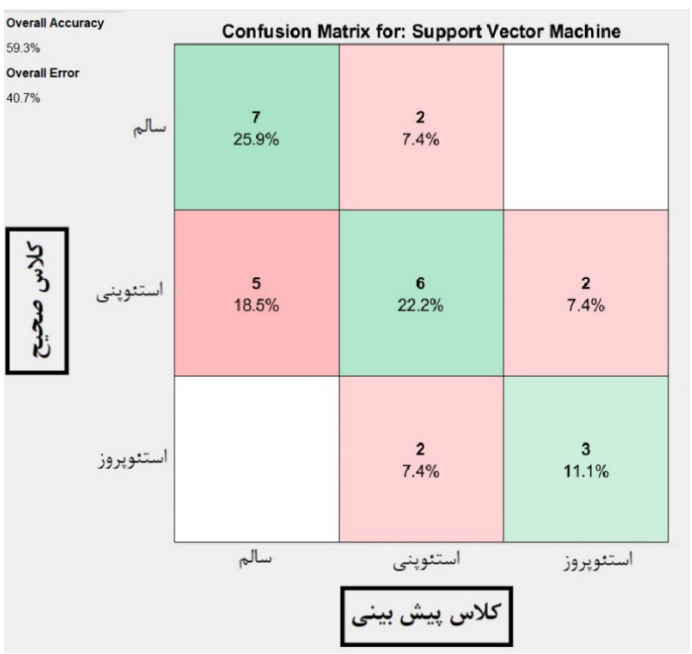
در جدول شماره ۲، اطلاعات توصیفی آزمودنی‌ها مشخص شده است. متغیرهای شناسایی‌شده براساس نتایج مقالات علمی و نظرسنجی از پزشکان در جدول شماره ۳ نشان داده شده‌اند.

از بین داده‌ها، ۲۵ درصد برای تست و ۷۵ درصد برای آموزش الگوریتم درنظر گرفته شدند. از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان برای پیش‌بینی پوکی استخوان استفاده شد. نتایج حاصل از ماتریس درهم ریختگی این الگوریتم در تصویر شماره ۲ نشان داده شده است.

نتایج نشان داد الگوریتم ماشین بردار پشتیبان می‌تواند با دقت ۵۹/۳ درصد و صحت ۵۴/۹۱ درصد افراد سالم، استئوپنی و استئوپروز را تشخیص دهد.

بحث

باتوجه‌به بالا بودن مشکلاتی در مورد سنجش پوکی استخوان، مثل زمان طولانی برای اندازه‌گیری، هزینه‌های زیاد آزمایش و همچنین قرار گرفتن در برابر اشعه ایکس و چه بسا که فقط در محیط‌های آزمایشگاهی و بیمارستانی قابل اجرا هستند [۳۵]، به همین دلیل، داده‌کاوی در تشخیص پوکی استخوان اهمیت زیادی دارد. موضوعی که به آن کمتر پرداخته شده، استفاده از داده‌کاوی در تشخیص پوکی استخوان است.



تصویر ۲. ماتریس درهم ریختگی الگوریتم ماشین بردار پشتیبان

طب توانبخشی

جدول ۱. روش ارزیابی داده‌ها

کلاس صحیح			
کلاس		مثبت	منفی
کلاس پیش‌بینی‌شده	مثبت	درست مثبت(TP)	نادرست مثبت(FP)
	منفی	نادرست منفی(FN)	درست منفی(TN)

طب توانبخشی

جدول ۲. اطلاعات آنتروپومتری آزمودنی‌ها

شماره	شاخص‌ها	میانگین±انحراف‌معیار
۱	سن(سال)	۷۷/۴۴±۸/۶۶
۲	قد(سانتی‌متر)	۱۶۴/۸۷±۷/۳۵
۳	وزن(کیلوگرم)	۷۰/۸۳±۱۰/۶۴
۴	شاخص توده بدنی(کیلوگرم بر متر مربع)	۲۸/۳۷±۵/۱۷

طب توانبخشی

جدول ۳. ویژگی‌های انتخاب‌شده مؤثر در پوکی استخوان برای آموزش الگوریتم

متغیرها	
۱. سن (سال)	۵. سابقه فامیلی
۲. قد (سانتی‌متر)	۶. مصرف ویتامین دی
۳. وزن (کیلوگرم)	۷. مصرف کلسیم
۴. شاخص توده بدنی (کیلوگرم بر متر مربع)	۸. مصرف سیگار

طب توانبخشی

هدف از تحقیق حاضر، ارائه مدلی برای تعیین میزان پوکی استخوان با استفاده از الگوریتم ماشین بردار پشتیبان در مردان سالمند فعال بود. نتایج تحقیق حاضر نشان داد الگوریتم ماشین بردار پشتیبان، دقت ۵۹/۳ درصد را در تشخیص وضعیت پوکی استخوان مردان سالمند داشت. مطالعات گوناگون شاخص‌های مختلف و الگوریتم‌های داده‌کاوی متفاوتی برای تشخیص پوکی استخوان استفاده کردند که مواردی از آن‌ها با نتایج این مطالعه فوق همسو بود.

اوجی و همکاران در مطالعه خود با عنوان ایجاد سیستم تصمیم‌یار بالینی برای پیش‌بینی پوکی استخوان، به این نتیجه رسیدند که با تمرکز بر داده‌های بومی می‌توان ابزاری توسعه داد که درزمینه پیشگیری بیماری پوکی استخوان بسیار مؤثر باشد. آن‌ها گزارش کردند که برای ارجاع به موقع افراد بیمار و شروع درمان، می‌توان با استفاده از الگوریتم‌های داده‌کاوی از رخ دادن شکستگی و عوارض جبران‌ناپذیر پوکی استخوان جلوگیری کرد [۳۶].

هالدرسون و همکاران، عوامل پرخطر در پوکی استخوان را با استفاده از نظر متخصصین برای پیش‌بینی پوکی استخوان با داده‌کاوی درنظر گرفتند. ویژگی‌های پرخطر ازنظر آن‌ها شامل سن، جنسیت، قومیت، نژاد، شکستگی مرتبط با پوکی استخوان، شکستگی لگن در والدین، مصرف سیگار، الکل، کلسیم و داروهای کورتن‌دار به‌مدت بیش از ۳ ماه، مصرف ویتامین دی، بیماری رماتیسم، هورمون‌درمانی و فعالیت بدنی بود [۳۷].

ژوان و همکاران، مطالعه‌ای با الگوریتم‌های طبقه‌بندی برای پیش‌بینی پوکی استخوان بر روی زنان تایوان انجام دادند. آن‌ها در این مطالعه از ۴۳ متغیر مختلف برای پیش‌بینی پوکی استخوان استفاده کردند که شامل اطلاعات جمعیت‌شناختی، قد، وزن، شاخص توده بدنی، اطلاعات آزمایشگاهی، سوابق پزشکی، اطلاعات مربوط به بیماری قلبی و پوکی استخوان بود که همسو با مطالعه فوق از چند شاخص و الگوریتم طبقه‌بندی مشابه برای پیش‌بینی پوکی استخوان استفاده کردند [۳۸].

هرار و همکاران، مطالعه‌ای با عنوان بررسی پوکی استخوان با استفاده از شبکه عصبی پرسپترون چندلایه در فرانسه انجام دادند و از اطلاعات ۶۰ نفر دچار شکستگی پوکی استخوان و ۶۰ نفر سالم استفاده کردند. متغیرها شامل سن، محتوای مواد معدنی

استخوان، تراکم مواد معدنی استخوان، توان هرست فراکتال و ویژگی بافت همجوار بود که با استفاده از نتایج آزمایش دگزا و تصاویر X-ray به‌دست آمده بود.

در این مطالعه، شبکه ماشین بردار پشتیبان، شبکه بیز، جنگل تصادفی و رگرسیون لجستیک با تعداد نورون‌های مختلف مقایسه شدند و شبکه عصبی پرسپترون با ۲ نورون در لایه مخفی، بهترین عملکرد را نسبت به الگوریتم‌های دیگر نشان داد که با نتایج مطالعه فوق ناهمسو بود [۳۹]، احتمالاً علت ناهمسویی با مطالعه فوق می‌تواند تفاوت در ابزار داده‌کاوی (شبکه عصبی پرسپترون چندلایه) باشد و همچنین تفاوت در شاخص‌های استفاده‌شده در تحقیق آن‌ها، ازقبیل توان هرست فراکتال و ویژگی بافت همجوار باشد. به‌علاوه، در مطالعه حاضر از شاخص‌هایی استفاده شد که هم به‌سادگی قابل اندازه‌گیری هستند و هم اینکه در مطالعات اخیر ارتباط نزدیک این شاخص‌ها با پوکی استخوان گزارش شده است.

همچنین یو و همکاران در مطالعه‌ای، کاربرد داده‌کاوی را در تشخیص پوکی استخوان بررسی کردند که در آن شبکه عصبی پرسپترون چندلایه و رگرسیون لجستیک را مقایسه کردند. متغیرهای ورودی برای تشخیص پوکی استخوان در این تحقیق شامل ۶ پارامتر بالینی، ۶ پارامتر استخراج‌شده از تصاویر و ۵ شرایط مختلفی که ممکن است بیمار از آن شکایت داشته باشد، بود. درنهایت، نشان داده شد که شبکه عصبی نسبت به رگرسیون لجستیک عملکرد بهتری نشان می‌دهد و با مطالعه فوق ناهمسو بود [۴۰]. شاید علت نبود همسویی مربوط به نوع و تعداد شاخص‌های درنظر گرفته شده باشد. آن‌ها در مطالعه خود از ۶ شاخص استفاده کرده بودند، درحالی‌که در مطالعه حاضر از ۸ شاخص استفاده شد.

نتیجه‌گیری

باتوجه‌به نتایج مطالعات درزمینه داده‌کاوی و پوکی استخوان، می‌توان گفت که این مطالعه ازنظر اندازه نمونه احتمالاً بالاترین تعداد را در ایران دارد. الگوریتم ماشین بردار پشتیبان در این مطالعه، استفاده و عملکرد آن ازنظر دقت و صحت بررسی شد. ویژگی‌های پیش‌بینی‌کننده الگوریتم داده‌کاوی در این مطالعه نشان می‌دهد که هم با نتایج بالینی به‌دست‌آمده از مطالعات پزشکی و هم با یافته‌های تحقیقات قبلی مطابقت دارد. در آخر، این مطالعه نشان می‌دهد که با کشف الگوها و روابط پنهان در داده‌ها، احتمالاً به‌درستی از این الگوریتم می‌توان برای بهبود کیفیت خدمات تشخیصی و درمانی استفاده کرد.

ملاحظات اخلاقی

پیروی از اصول اخلاق پژوهش

در اجرای پژوهش ملاحظات اخلاقی مطابق با دستورالعمل کمیته اخلاق دانشگاه علامه طباطبائی درنظر گرفته شد. کد اخلاق به شماره IR.ATU.REC.1399.038. دریافت شده است.

حامی مالی

این مقاله برگرفته از پایان‌نامه کارشناسی ارشد لیلا فصیحی با راهنمایی بختیار ترتیبیان و مشاوره رسول اسلامی در گروه فیزیولوژی ورزشی، دانشکده تربیت‌بدنی و علوم ورزشی، دانشگاه علامه طباطبائی است.

مشارکت نویسندگان

تمام نویسندگان در آماده‌سازی این مقاله مشارکت یکسان داشتند.

تعارض منافع

بنابر اظهار نویسندگان، این مقاله تعارض منافع ندارد.

تشکر و قدردانی

از تمام شرکت‌کنندگان در این پژوهش و افرادی که ما را در انجام پژوهش حاضر یاری کردند، تشکر و قدردانی می‌شود.

References

[1] Kanis JA, Melton LJ 3rd, Christiansen C, Johnston CC, Khaltaev N. The diagnosis of osteoporosis. Journal of Bone and Mineral Research. 1994; 9(8):1137-41. [DOI:10.1002/jbmr.5650090802] [PMID]

[2] NIH consensus development panel on osteoporosis prevention, diagnosis, and therapy. Osteoporosis prevention, diagnosis, and therapy. JAMA. 2001; 285(6):785-95. [DOI:10.1001/jama.285.6.785] [PMID]

[3] Fatahi S, Ghaedi E, Mousavi SM, Bawadi H, Rahmani J, Pezeshki M, et al. The association between osteocalcin and C-reactive protein; a relation of bone with inflammation: A systematic review and meta-analysis. Hormone and Metabolic Research. 2019; 51(06):353-61. [DOI:10.1055/a-0897-844] [PMID]

[4] Lane NE. Epidemiology, etiology, and diagnosis of osteoporosis. American Journal of Obstetrics and Gynecology. 2006; 194(2):S3-11. [DOI:10.1016/j.ajog.2005.08.047] [PMID]

[5] Mahadik AB, Giri AB, Bhambre AS, Mundhe SA, Shinde RD. Osteoporosis and lifestyle medicine. GSC Biological and Pharmaceutical Sciences. 2021; 14(2):155-64. [DOI:10.30574/gscbps.2021.14.2.0054]

[6] Kim H. Associations of muscular strength and cardiorespiratory fitness with bone mineral density in older adults [MSc thesis]. Ames: Iowa State University; 2019. [Link]

[7] Bernabei R, Martone AM, Ortolani E, Landi F, Marzetti E. Screening, diagnosis and treatment of osteoporosis: A brief review. Clinical Cases in Mineral and Bone Metabolism. 2014; 11(3):201-7. [PMID] [PMCID]

[8] Hotez PJ, Alvarado M, Basáñez MG, Bolliger I, Bourne R, Boussinesq M, et al. The global burden of disease study 2010: Interpretation and implications for the neglected tropical diseases. Plos Neglected Tropical Diseases. 2014; 8(7):e2865. [DOI:10.1371/journal.pntd.0002865] [PMID] [PMCID]

[9] Tuck S, Pearce M, Rawlings D, Birrell F, Parker L, Francis R. Differences in bone mineral density and geometry in men and women: The Newcastle thousand families study at 50 years old. The British Journal of Radiology. 2005; 78(930):493-8. [DOI:10.1259/bjr/42380498] [PMID]

[10] Castro JP, Joseph LA, Shin JJ, Arora SK, Nicasio J, Shatzkes J, et al. Differential effect of obesity on bone mineral density in White, Hispanic and African American women: A cross sectional study. Nutrition & Metabolism. 2005; 2(1):9. [DOI:10.1186/1743-7075-2-9] [PMID] [PMCID]

[11] Benedetti MG, Furlini G, Zati A, Letizia Mauro G. The effectiveness of physical exercise on bone density in osteoporotic patients. BioMed Research International. 2018; 2018:4840531. [DOI:10.1155/2018/4840531] [PMID] [PMCID]

[12] Nuti R, Brandi ML, Checchia G, Di Munno O, Dominguez L, Falaschi P, et al. Guidelines for the management of osteoporosis and fragility fractures. Internal and Emergency Medicine. 2019; 14(1):85-102. [DOI:10.1007/s11739-018-1874-2] [PMID] [PMCID]

[13] Iwamoto J. [A role of exercise and sports in the prevention of osteoporosis (Japanese)]. Clinical Calcium. 2017; 27(1):17-23. [PMID]

[14] Pinheiro MB, Oliveira J, Bauman A, Fairhall N, Kwok W, Sherrington C. Evidence on physical activity and osteoporosis prevention for people aged 65+ years: A systematic review to inform the WHO guidelines on physical activity and sedentary behaviour. International Journal of Behavioral Nutrition and Physical Activity. 2020; 17(1):150. [DOI:10.1186/s12966-020-01040-4] [PMID] [PMCID]

[15] Cavedon V, Milanese C, Laginestra FG, Giuriato G, Pedrinolla A, Ruzzante F, et al. Bone and skeletal muscle changes in oldest-old women: The role of physical inactivity. Aging Clinical and Experimental Research. 2020; 32(2):207-14. [DOI:10.1007/s40520-019-01352-x] [PMID]

[16] Aboarrage Junior AM, Teixeira CVS, Dos Santos RN, Machado AF, Evangelista AL, Rica RL, et al. A high-intensity jump-based aquatic exercise program improves bone mineral density and functional fitness in postmenopausal women. Rejuvenation Research. 2018; 21(6):535-40. [DOI:10.1089/rej.2018.2069] [PMID]

[17] Holubiac IȘ, Grosu VT. An explorative literature review of the influence of physical exercises on bone mineral density. Arena-Journal of Physical Activities. 2019; (8):74-95. [Link]

[18] Tong X, Chen X, Zhang S, Huang M, Shen X, Xu J, et al. The effect of exercise on the prevention of osteoporosis and bone angiogenesis. BioMed Research International. 2019; 6(1):311-23. [DOI:10.1155/2019/8171897] [PMID] [PMCID]

[19] Komi M, Li J, Zhai Y, Zhang X. Application of data mining methods in diabetes prediction. Paper presented at: The 2017 2nd International Conference on Image, Vision and Computing (ICIVC). 2-4 June 2017; Chengdu, China. [DOI:10.1109/ICIVC.2017.7984706]

[20] Aljawarneh S, Anguera A, Atwood JW, Lara JA, Lizcano D. Particularities of data mining in medicine: Lessons learned from patient medical time series data analysis. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking. 2019; 260. [DOI:10.1186/s13638-019-1582-2]

[21] Cios KJ, Krawczyk B, Cios J, Staley KJ. Uniqueness of medical data mining: How the new technologies and data they generate are transforming medicine. 2019. [Unpublished article]. [DOI:10.48550/arXiv.1905.09203]

[22] Al-Dallal A, Al-Moosa A. Prediction of non-communicable diseases using class comparison data mining. Advances in Science, Technology and Engineering Systems Journal. 2019; 4(5):193-206. [DOI:10.25046/aj040525]

[23] Bartl R, Bartl C. The osteoporosis manual prevention, diagnosis and management. Cham; Springer; 2019. [DOI:10.1007/978-3-030-00731-7]

[24] Erjiang E, Wang T, Yang L, Dempsey M, Brennan A, Yu M, et al. The Irish dual-energy X-ray absorptiometry (DXA) health informatics prediction (HIP) for osteoporosis project. BMJ Open. 2020; 10(12):e040488. [DOI:10.1136/bmjopen-2020-040488] [PMID] [PMCID]

[25] Jabarpour E, Abedini A, Keshtkar A. Osteoporosis risk prediction using data mining algorithms. Journal of Community Health Research. 2020; 9(2):69-80. [DOI:10.18502/jchr.v9i2.3401]

[26] Bogoch ER, Elliot-Gibson V, Wang RY, Josse RG. Secondary causes of osteoporosis in fracture patients. Journal of Orthopaedic Trauma. 2012; 26(9):e145-52. [DOI:10.1097/BOT.0b013e3182323f2c] [PMID]

[27] Zanker J, Duque G. Osteoporosis in older persons: Old and new players. Journal of the American Geriatrics Society. 2019; 67(4):831-40. [DOI:10.1111/jgs.15716] [PMID]

[28] Xu N, Wang Y, Xu Y, Li L, Chen J, Mai X, et al. Effect of subclinical hyperthyroidism on osteoporosis: A meta-analysis of cohort studies. Endocrine. 2020; 69(1):39-48. [DOI:10.1007/s12020-020-02259-8] [PMID]

[29] Elkady A, Kazem H, Elgendy E. Protective effect of vitamin D against rats' mandibular osteoporosis induced by corticosteroids and gamma rays. International Journal of Radiation Research. 2020; 18(1):125-31. [DOI:10.18869/acadpub.ijrr.18.1.125]

[30] Mullin BH, Tickner J, Zhu K, Kenny J, Mullin S, Brown SJ, et al. Characterisation of genetic regulatory effects for osteoporosis risk variants in human osteoclasts. Genome Biology. 2020; 21(1):80. [DOI:10.1186/s13059-020-01997-2] [PMID] [PMCID]

[31] Majumdar J, Naraseeyappa S, Ankalaki S. Analysis of agriculture data using data mining techniques: Application of big data. Journal of Big Data. 2017; 4:20. [DOI:10.1186/s40537-017-0077-4]

[32] Akkawi I, Zmerly H. Osteoporosis: Current concepts. Joints. 2018; 6(2):122-7. [DOI:10.1055/s-0038-1660790] [PMID] [PMCID]

[33] Chipindu L, Mupangwa W, Mtsilizah J, Nyagumbo I, Zaman-Allah M. Maize kernel abortion recognition and classification using binary classification machine learning algorithms and deep convolutional neural networks. AI. 2020; 1(3):361-75. [DOI:10.3390/ai1030024]

[34] Bahrami B, Shirvani MH. Prediction and diagnosis of heart disease by data mining techniques. Journal of Multidisciplinary Engineering Science and Technology (JMEST). 2015; 2(2):164-8. [Link]

[35] Shirzadfar H, Gordoghli N. A comparative study of current methods and recent advances in the diagnosis and assessment of osteoporosis. Recent Research in Endocrinology and Metabolic Disorder. 2020; 2(1):3-17. [Link]

[36] Langarizade M, Owji L, Orooji A. Developing a decision support system for osteoporosis Prediction. Journal of Health Administration. 2019; 21(74):87-100. [DOI:10.29252/jha.21.74.87]

[37] Halldorsson BV, Bjornsson AH, Gudmundsson HT, Birgisson EO, Ludviksson BR, Gudbjornsson B. A clinical decision support system for the diagnosis, fracture risks and treatment of osteoporosis. Computational and Mathematical Methods in Medicine. 2015; 2015:189769. [DOI:10.1155/2015/189769] [PMID] [PMCID]

[38] Juan YC, Chen CM, Chen SH. A classifier fusion approach to osteoporosis prediction for women in Taiwan. Journal of Industrial and Production Engineering. 2015; 32(6):360-8. [DOI:10.1080/21681015.2015.1064484]

[39] Harrar K, Hamami L, Akkoul S, Lespessailles E, Jennane R. Osteoporosis assessment using multilayer perceptron neural networks. Paper presented at: The 3rd International Conference on Image Processing Theory, Tools and Applications (IPTA). 15-18 October 2012; Istanbul, Turkey. [DOI:10.1109/IPTA.2012.6469528]

[40] Yu X, Ye C, Xiang L. Application of artificial neural network in the diagnostic system of osteoporosis. Neurocomputing. 2016; 214:376-81. [DOI:10.1016/j.neucom.2016.06.023]

This Page Intentionally Left Blank