

تشخیص سه‌بعدی سرطان پستان با استفاده توأم از روش‌های ماشین بردار پشتیبان و المان محدود

محمود عباسی لایق^{۱*}، چنگیز قبادی^۲، جواد نوری‌نیا^۳، بهمن محمدی^۴

تاریخ دریافت 1393/01/20 تاریخ پذیرش 1393/03/25

چکیده

پیش‌زمینه و هدف: سرطان پستان از نوع گسترده از شایع‌ترین سرطان در زنان جهان است. بنابراین، بسیاری از کشورها به جهت تشخیص سرطان در مراحل اولیه برنامه‌های غربالگری را شروع کرده‌اند. به‌منظور تشخیص سرطان پستان به‌صورت سه‌بعدی با استفاده از بردارهای پشتیبان از فرضیه تشخیص جسم دهن شده استفاده گردیده است. فرستنده‌ها و گیرنده‌ها در قسمت بالای پستان قرار می‌گیرند. هر فرستنده موج الکترومغناطیسی تک‌رنگ را تشعشع می‌کند. تومورها داخل بافت پستان (خروجی) و مقادیر مربوط به میدان الکتریکی جمع‌آوری شده توسط گیرنده‌ها (ورودی) می‌باشند.

مواد و روش‌ها: یک هندسه مسطح پیشنهادی را در نظر بگیرید، به‌طوری‌که در آن یک بیمار به پشت خوابیده و پستان به‌طور طبیعی پهن شده است. بافت سرطانی به‌صورت یک شبکه مشبک سه‌بعدی از سلول‌های طبقه‌بندی شده در نظر گرفته می‌شود. به دلیل اینکه بافت پستان را بتوان با درجه بالایی از دقت به‌صورت محیط خطی در نظر گرفت، سیگنال‌های دریافتی در فرکانس تک‌رنگ می‌باشند. اختصاص دادن یک احتمال پسین متعلق به یک بافت بدخیم با در نظر گرفتن میدان الکتریکی مناسب است.

بحث و نتیجه‌گیری: نتایج بر روی داده‌های الکترومغناطیسی مرکب از مواد مصنوعی با استفاده از روش المان محدود و روش‌های لایه‌های کاملاً تطبیقی انجام پذیرفته است. همچنین محیط‌های نویزی برای شبیه‌سازی واقعی اندازه‌گیری سیگنال در نظر گرفته شده است. محدوده‌هایی برای پارامترهای مدل با کمترین تعداد بردارهای پشتیبان انتخاب می‌شود. تقریباً تمامی نمونه‌ها در مجموعه آموزش به بردارهای پشتیبان تبدیل می‌شوند. با معیارهای مختلف بهترین مدل انتخاب می‌شود. موقعیت‌های واقعی تومور با مربع‌های سفید برجسته مشخص می‌شوند. وابستگی قابلیت پیش‌بینی در عمق موقعیت تومور قابل‌مشاهده نیست مگر اینکه تومور دقیقاً زیر لایه پوست قرار بگیرد. همچنین باید یادآور شد که منبع تشعشعی منفرد (دوقطبی) در این کار استفاده شده است. احتمالاً تابش حوزه در امتداد محورهای افقی که توسط یک دوقطبی ایجاد می‌شود به میزان کافی همگن نیست لذا منابع تشعشعی چندگانه به‌عنوان روش بالقوه برای افزایش کیفیت پیش‌بینی پیشنهاد می‌گردند. نگاهت‌های احتمالی به‌دست‌آمده حاکی از این است که ناحیه اطراف تومور معمولاً به‌طور واضحی متفاوت از سایر مقادیر احتمالی می‌باشد.

کلیدواژه‌ها: سرطان پستان، موج الکترومغناطیسی، ماشین بردار پشتیبان

مجله پزشکی ارومیه، دوره بیست و پنجم، شماره ششم، ص ۵۴۸-۵۴۰، شهریور ۱۳۹۳

آدرس مکاتبه: دانشگاه ارومیه، دانشکده برق و کامپیوتر، گروه مهندسی برق و مخابرات، تلفن: ۰۹۱۴۱۴۱۵۰۸۲

Email: m.abbasilayegh@urmia.ac.ir

مقدمه

سرطان هنوز محدود به کانال‌ها می‌باشد. هنگامی‌که هنوز به بافت چربی اطراف و احتمالاً به ارگان‌های دیگر پخش نشده است، سرطان پستان قابل‌درمان است. بنابراین، بسیاری از کشورها به جهت تشخیص سرطان در مراحل اولیه برنامه‌های غربالگری را شروع کرده‌اند. برنامه غربالگری به‌گونه‌ای است که از زنان بدون علامت، جهت گرفتن عکس با اشعه ایکس

سرطان پستان از نوع گسترده از شایع‌ترین سرطان در زنان جهان است. تقریباً ۲۵ درصد از مرگ‌ومیرهای ناشی از سرطان سینه بین سنین ۴۰ تا ۴۹ سال در زنان اتفاق می‌افتد (۱). اکثر سرطان‌های پستان که منشأ آن‌ها در سلول‌های کانال‌ها می‌باشد. بدین معنی که در مرحله زودرس سرطان،

^۱ دانشجوی دکتری گروه مهندسی برق و مخابرات، دانشکده برق و کامپیوتر، دانشگاه ارومیه (نویسنده مسئول)

^۲ استاد گروه مهندسی برق و مخابرات، دانشکده برق و کامپیوتر، دانشگاه ارومیه

^۳ استاد گروه مهندسی برق و مخابرات، دانشکده برق و کامپیوتر، دانشگاه ارومیه

^۴ دانشجوی دکتری گروه مهندسی برق و مخابرات، دانشکده برق و کامپیوتر، دانشگاه ارومیه

دارد. یکی از یکنواختی مقادیر شدت درون اجزاء تشکیل دهنده تصویر و دیگری از شیوه پیدا کردن مرزهای بین اجزاء با استفاده از غیریکنواختی در تصویر استفاده می‌کند (۱۲). یکی دیگر از کارهایی که در بخش‌بندی تصویر استفاده می‌شود، رشد ناحیه می‌باشد که از یکنواختی در ناحیه استفاده می‌کند. این روش با انتخاب یک یا بیشتر از نقاط دانه‌ای آغاز می‌شود و بسته به تعداد نقاط دانه‌ای به همان تعداد هم ناحیه تشخیص داده می‌شود. روسپینی در سال ۱۹۶۹ اولین مدل خوشه‌بندی با ایده فازی مطرح کرد (۱۳). امروزه آنالیز موجک کاربردهای مهمی در بسیاری از رشته‌های علوم و مهندسی دارد و امکانات جدیدی برای درک جنبه‌های ریاضی آن و نیز افزایش کاربردهایش فراهم کرده است (۱۴). مجموعه‌های فازی و منطق فازی مدلی کارآمد برای توصیف فرآیند پردازش زبان‌های طبیعی هستند (۱۵). مدل‌سازی تصویر با استفاده از میدان‌های مارکوف تصادفی از موضوعاتی است که در سال‌های اخیر مورد توجه محققان و پژوهشگران قرار گرفته است (۱۶). ماشین بردار پشتیبان در واقع یک طبقه‌بندی کننده دودویی است که دو کلاس را با استفاده از یک مرز خطی از هم جدا می‌کند (۱۷).

مواد و روش‌ها

شکل ۱ آرایش سطح مقطع عرضی، فرستنده‌ها و گیرنده‌ها در قسمت بالای پستان یک بیمار که به پشت خوابیده شده است را نشان می‌دهد. به دلیل اینکه بافت پستان را بتوان با درجه بالایی از دقت به صورت محیط خطی در نظر گرفت، سیگنال‌های دریافتی در فرکانس تک‌رنگ می‌باشند.

معادله یک

$$E_{tr|rs} = (E_{tr|rs}^{Re,x}, E_{tr|rs}^{Im,x}, E_{tr|rs}^{Re,y}, E_{tr|rs}^{Im,y}, E_{tr|rs}^{Re,z}, E_{tr|rs}^{Im,z})^T$$

معادله دو

$$E_{\Sigma} = [E_{tr|rs}, tr = 1 \dots T, rs = 1 \dots R]$$

معادله یک و دو اشاره به تمامی شدت میدان‌های جمع شده می‌کند یعنی مربوط به تمام ترکیبات فرستنده/گیرنده می‌باشد. بنابراین مشکل تشخیص شیء دفع شده در این حالت ایجاد یک طبقه‌بندی کننده است که شرط زیر را برآورده کند:

$$C = E_{\Sigma} \rightarrow \chi(x, y, z)$$

که برای یک نقطه اختیاری (x, y, z) داخل پستان علامت گروه را برابر ۱ می‌گیرد، اگر نقطه متعلق به یک بافت بدخیم باشد و در غیر این صورت آن را -۱ می‌گیرد. علاوه بر این، اختصاص دادن یک احتمال پسین متعلق به یک بافت بدخیم با در نظر

(ماموگرافی) و سؤالات مختلف در تاریخ‌های مشخص دعوت به عمل می‌آید. (۲۰۱). در پی انقلاب دیجیتال، بیمارستان‌ها به سرعت دیجیتالی شدند. در آن زمان، ماموگرافی دیجیتال صفحات فیلم ماموگرافی را ناشی از این حقیقت که دیجیتال هستند برای مقایسه استفاده می‌کرد؛ ذخیره‌سازی دیجیتال و نمایش دیجیتال که ممکن است به صورت جداگانه و تکی استفاده گردد (۴،۳). سیستم‌های کامپیوتری به منظور جایگزینی رادیولوژیست نیستند، بلکه برای کمک به رادیولوژیست در طول بررسی تصویر مناطق مشکوک بکار می‌روند در اکثر سیستم‌های کامپیوتری خطاهای تشخیص نیز وجود دارد. بالین‌حال، شواهد نیز نشان می‌دهد که سیستم کامپیوتری می‌تواند عملکرد رادیولوژیست را برای تفسیر ضایعات شناسایی افزایش دهد (۶،۵). اغلب سرطان‌های پستان علتی نامشخص دارند. می‌دانیم که شروع قاعدگی در سنین پایین‌تر، یائسگی در سنین بالاتر و تأخیر در تشکیل خانواده احتمال وقوع سرطان پستان را بالا می‌برند. استفاده از قرص‌های جلوگیری از بارداری و داروهای هورمونی، نوع تغذیه و شیوه زندگی ممکن است در این امر مؤثر باشند؛ اما تغییر شیوه زندگی احتمالاً اثر چندانی نخواهد داشت (۸،۷). بین ۵ تا ۱۰ درصد سرطان‌های پستان ارثی هستند. در این موارد ژن‌های مشخصی در سلول‌های شما ناسالم می‌باشند. احتمال وقوع سرطان پستان در اعضای خانواده‌ها با ژن‌های معیوب نسبت به سایر افراد جامعه بیشتر است، اما به ندرت جهش‌های ژنی مرتبط به سرطان پستان در آن‌ها مشاهده می‌شود. در بعضی موارد، اعضای این خانواده‌ها نیازمند غربالگری با ماموگرافی در سنین پایین‌تر هستند (۱۱،۹).

اولتراسونوگرافی پستانی با اولتراسوند از امواج صوتی دارای فرکانس بالا به جای اشعه ایکس استفاده می‌کند. این روش بدون درد بوده و در آن اشعه به کار نمی‌رود. این روش به‌ویژه در تعیین اینکه آیا یک منطقه متراکم در پستان یک توده جامد و احتمالاً سرطانی است و یا تنها یک کیست خوش‌خام حاوی مایع، کاربرد دارد. سونوگرافی را نمی‌توان به‌عنوان تست جایگزین ماموگرافی در غربالگری سرطان پستان به کار برد. این بخشی به آن دلیل است که زمان زیادی را به خود اختصاص می‌دهد. اولتراسوند می‌تواند تنها بخش کوچکی از پستان را در زمان واحد نشان دهد. مهم‌تر اینکه اولتراسوند برخی میکروکلسیفیکاسیون‌ها (نقاط ریز حاوی رسوب کلسیم) را نشان نمی‌دهد. (۱۱،۱).

یک الگوریتم جداسازی، در یک زمینه ماموگرافی، یک الگوریتم استفاده شده برای تعیین بعضی چیزها، معمولاً محیط پستان یا انواع ویژه ناهنجاری‌ها مانند میکروکلسیفیکیشن‌ها و توده‌ها است. دو شیوه مختلف برای عمل بخش‌بندی تصاویر وجود

$$P: [E_{\Sigma}, i, j, k] \rightarrow P\{\chi_{i,j,k} = 1 | [E_{\Sigma}, i, j, k]\}$$

در اینجا پستان توسط یک نیم فضای بافت همگن که با یک‌لایه نازک پوست پوشیده شده است مدل می‌گردد. سطح مقطع عمودی این مدل در شکل ۲ نشان داده می‌شود. بر طبق (۲۱،۱۸) مقادیر معمول برای مدل‌سازی ضخامت لایه پوست ۱-۲ میلی‌متر می‌باشد. برای استفاده از روش المان محدود حوزه متناهی توسط شرایط مرزی امیدانس، فاصله از ناحیه‌ای که در آن فرستنده‌ها در مرز بالای فضای محاسباتی قرار می‌گیرند باید حداقل حدود ۵ سانتی‌متر باشد. درحالی‌که فاصله از مرز بافت پستان دامنه محاسباتی به‌جایی که تومور در آن احتمالاً قرار می‌گیرند حداقل بایستی حدود ۱/۶ سانتی‌متر باشد.

یک تک فرستنده با یک دوقطبی مکعب مربعی شکل با ضلع $d_d = 4mm$ که به روی سطح پوست واقع شده به‌صورت متقارن (با در نظر گرفتن مرزهای عمودی حوزه محاسباتی) مدل می‌شود. چگالی جریان فقط یک مؤلفه X دارد و داخل d_d ثابت است. دوقطبی امواج الکترومغناطیسی تک‌رنگ با فرکانس شش گیگاهرتز را ساطع می‌کند. دافعه‌های مختلط شدت میدان الکتریکی برای یک شبکه یکنواخت 4×4 از نقاط اندازه‌گیری ($R = 16$) که در $(h = 3)$ بالای پوست به‌طور متقارن نسبت به مرزهای عمودی حوزه محاسباتی قرار گرفته‌اند مدل می‌شوند. فاصله بین نقاط $L_g / 3$ می‌باشد (شکل ۳). مقادیر پارامترهای مدل پستان در جدول ۱ خلاصه می‌شوند (۲۰،۱۸). در اولین وضعیت، فرض می‌شود که خواص الکترومغناطیسی پستان در دست باشد با چنین فرضی میدان E_{Σ}^{inc} موقعی که ناحیه محاسباتی بدون تومور می‌باشد می‌تواند محاسبه شود و از کل میدان E_{Σ} که توسط گیرنده‌ها ثبت می‌شود کم شود.

$$E_{\Sigma}^{scatt} = E_{\Sigma} - E_{\Sigma}^{inc}$$

لذا میدان پراکنده‌شده E_{Σ}^{scatt} نمایشگر مؤلفه میدان افزوده‌شده می‌باشد که از حضور تومور نشأت گرفته و لذا حاوی اطلاعات مفیدی برای تشخیص تومور می‌باشد. اگرچه در عمل E_{Σ}^{inc} واقعی همیشه نامعلوم است، ولی این حقیقت که عدم تجانس خواص الکترومغناطیسی در بافت پستان کمتر از ۱۰٪ است (۲۲) این تقریب را ممکن می‌سازد. در وضعیت دوم خواص مغناطیسی پستان نامشخص فرض می‌شود و روش تقریب عوض‌شده و E_{Σ}^{scatt} روی کل میدان ارزیابی می‌شود. به‌منظور شبیه‌سازی شرایط واقعی اندازه‌گیری سیگنال، مجموعه داده‌ها که با نویز سفید جمع شونده E_{Σ}^{noise} تحت تأثیر قرار گرفته‌اند در نظر گرفته می‌شود.

$$\tilde{E}_{\Sigma}^{scatt} = E_{\Sigma}^{scatt} - E_{\Sigma}^{noise}$$

گرفتن میدان الکتریکی مناسب است. در این حالت مسئله به‌صورت زیر فرمول‌بندی می‌شود: برای ایجاد نگاشت

معادله چهار

$$P: E_{\Sigma} \rightarrow P\{\chi(x, y, z) = 1 | E_{\Sigma}\}$$

که در آن برای نقطه دلخواه داخل پستان احتمال پسین بافت بدخیم با E_{Σ} معلوم تعیین می‌شود. وضعیت هر سلول می‌تواند بدون وجود تومور (طبقه منفی و $\chi_{ijk} = -1$) یا باوجود تومور (طبقه مثبت و $\chi_{ijk} = 1$) باشد. بنابراین، مسئله طبقه‌بندی به‌صورت زیر در می‌آید.

$$C = E_{\Sigma} \rightarrow \chi_{ijk}$$

که وضعیت تمام N سلول طبقه‌بندی را بر اساس میدان الکتریکی دریافتی تعیین می‌کنند. به‌منظور نزدیک شدن به این مسئله با یک طبقه‌کننده ماشین بردار پشتیبان منفرد بجای استفاده از یک طبقه‌کننده مجزا برای هر سلول طبقه‌بندی، فرمول پنج را به شکل زیر درمی‌آوریم. برای ساختن یک طبقه‌بندی کننده

$$C: [E_{\Sigma}, i, j, k] \rightarrow \chi_{ijk}$$

معادله شش N نمونه موجود در ویژگی‌های الکترومغناطیسی درواقع تمامی $6TR$ سهم می‌باشند درحالی‌که آخرین سه ویژگی i, j و k تغییر می‌کنند تا به تمام N سلول طبقه‌بندی رجوع کنند. بنابراین با استفاده از علامت‌های x, y و l ویژگی‌های مجموعه آموزش که باید برای حل این مسئله بکار بروند به‌صورت زیر خلاصه می‌شوند.

$$x = [E_{\Sigma}, i, j, k]$$

$$\dim(x) = 6TR + 3$$

معمولاً بخش اصلی سلول‌های ijk طبقه‌بندی بدون تومور می‌باشند یعنی دسته‌های مثبت و منفی بسیار نامتعادل‌اند که می‌تواند منجر به طبقه‌بندی کننده بیش‌ازحد خوش‌بینانه شود که همیشه نشان می‌دهد هیچ توموری وجود ندارد. روش غلبه بر این مشکل برای ماشین بردار پشتیبان در حل مدل اصلاح‌شده به‌صورت زیر می‌باشد.

معادله هشت

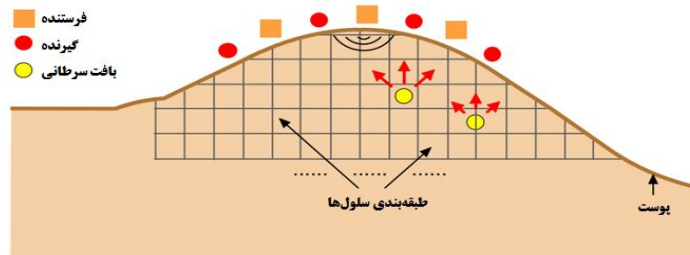
$$\min_{w, b, \xi} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C^+ \sum_{y_i=1} \xi_i + C^- \sum_{y_i=-1} \xi_i$$

در اینجا w بردار ضرایب C^+ و C^- به‌منظور فارغ آمدن به شکل عدم تعادل، معرفی می‌شوند. درواقع C^+ نشان‌دهنده اهمیت خطاها برای طبقه مثبت می‌باشد درحالی‌که C^- همان نقش را برای طبقه منفی دارد. با در نظر گرفتن طرح مسئله به‌صورت عباراتی از احتمالات معادله چهار به‌صورت زیر در می‌آید.

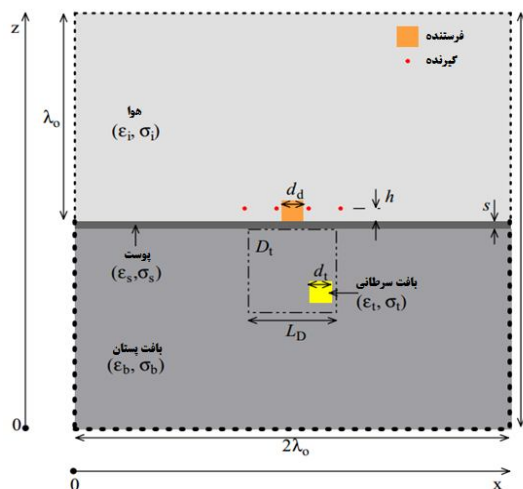
معادله نه

گرفته شده است. معمولاً هر ویژگی به طور مستقل تبدیل به یک محدوده از قبل تعیین شده از مقادیر می‌گردد. تبدیل خطی به $[-1, 1]$ استفاده شده است. شبیه‌سازی‌ها با استفاده از نرم‌افزار LIBSVM (۲۴،۲۳) به نام طبقه‌بندی کننده بردار پشتیبانی c برای داده‌های نامتعادل انجام شدند که از الگوریتم بهینه‌سازی حداقل متوالی برای حل مشکل بهینه‌سازی محدب درجه دوم استفاده می‌کند.

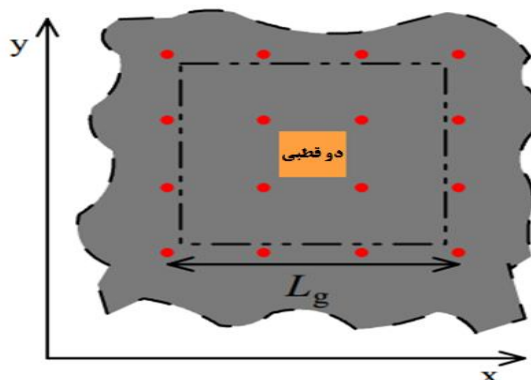
که در آن $\tilde{E}_{\Sigma}^{scatt}$ بردار ستونی سیگنال‌های دریافتی در حضور نویز را نشان می‌دهد و تمامی مؤلفه‌های E_{Σ}^{noise} مستقل و نسبت به هم ناهمبسته می‌شوند. از روی تعریف تابع خودهمبستگی نویز سفید یکی تابع ضربه یا مشابه آن می‌باشد و تابع چگالی طیفی توان ثابت می‌باشد این خاصیت بر این دلالت نمی‌کند که مقادیر نویز بایستی بر طبق قانون توزیع خاصی، پخش یا توزیع شوند بنابراین تابع چگالی احتمال نویز نیز بایستی تعیین شود. توزیع به صورت گوسی و مقدار میانگین صفر در نظر



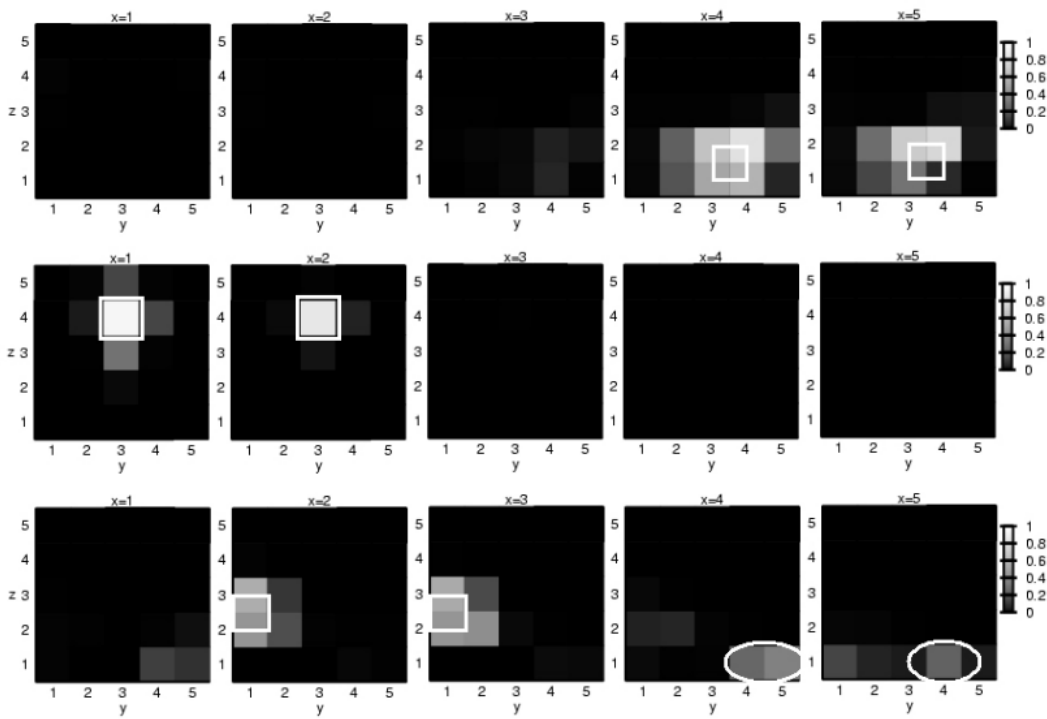
شکل (۱): آرایش سطح مقطع عرضی، فرستنده‌ها و گیرنده‌ها در قسمت بالای پستان



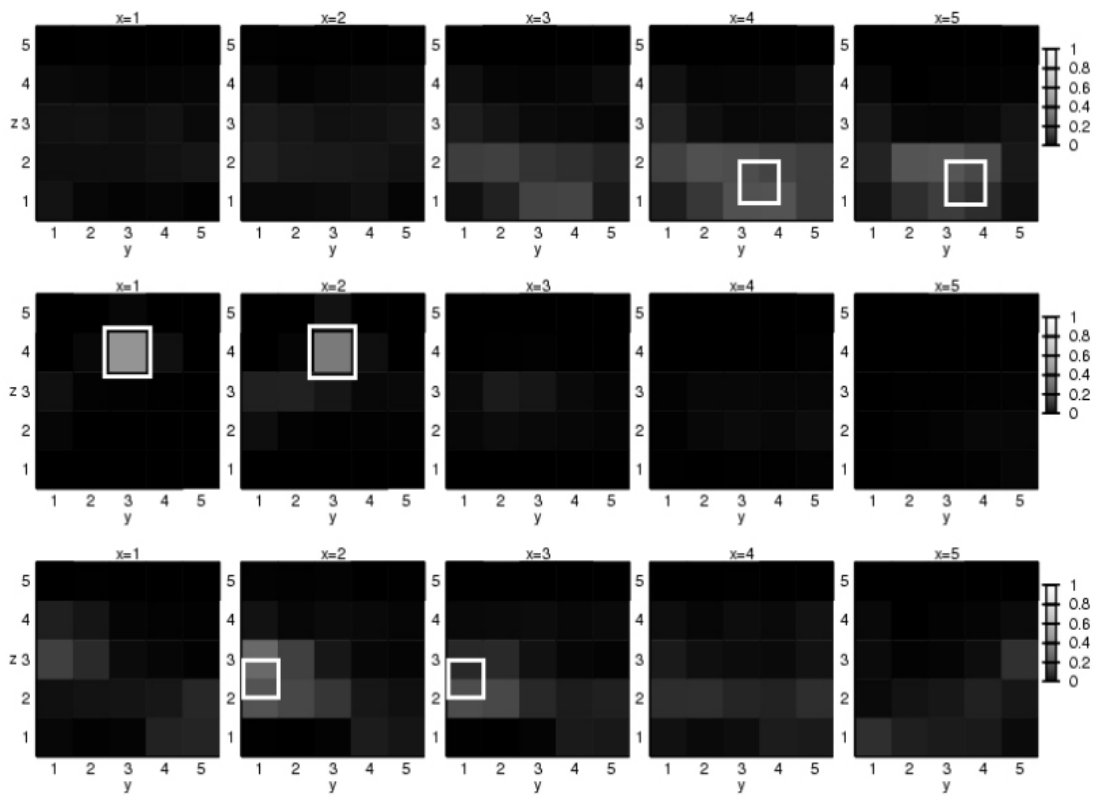
شکل (۲): مدل هندسه پستان، سطح مقطع عمودی



شکل (۳): شبکه یکنواخت ۴×۴ از نقاط اندازه‌گیری: دید از بالا



شکل (۴): دو نگاشت احتمالی به‌دست‌آمده برای طبقه‌بندی سلول‌های



شکل (۵): نگاشت‌های احتمالی برای موقعیت‌های پخش‌کنندگی

جدول (۱): پارامترهای مدل پستان

پارامترهای هندسی		پارامترهای عایق	
f	6 GHz	پارامترهای پوست	
λ_0	5 cm	ϵ_s	18.0
s	2 mm	σ_s	4 s/m
L_d	2 cm	پارامترهای بافت پستان	
dt	4 mm	ϵ_b	9.8
dd	4 mm	σ_b	0.4 s/m
L_g	2.2 cm	پارامترهای تومور	
\square	2 mm	ϵ_t	25
h	3 mm	σ_t	7 s/m
T	1	پارامترهای صفحه بالاتر	
R	16	ϵ_i	1
		σ_i	0 s/m

جدول (۲): نتایج به دست آمده برای هر دو حالت نویزی و بدون نویزی

پارامترها	مجموعه مقادیر
p	2 3 4 5
ν	0.01 0.03 0.1 0.3 0.6 0.7
C	$10^{-1} 10^2 10^3 10^5$
\square	پیش فرض (صفر)
γ	0.005 0.05 0.1

جدول (۳): نتایج عددی به دست آمده بر روی مجموعه تست

P^+	P^-	ζ, mm	Δ
3.08E_01	3.17E_02	5.05	1.95

بحث و نتیجه گیری

با $c^- = 100$ و $\gamma = 1$ و $c^- = 1$ و $\gamma = 1$ نیز نتایج قابل قبولی را می دهند. این مدل با کمترین تعداد بردارهای پشتیبان با $c^- = 500$ و $\gamma = 1$ مشخص می شود. اگر مقادیر c^- و γ کوچک باشند، تقریباً تمامی نمونه ها در مجموعه آموزش به بردارهای پشتیبان تبدیل می شوند. تعداد بردارهای پشتیبان بیشتر می شوند وقتی که $c^- > 500$ و $\gamma > 1$. لازم به ذکر است مقدار $\gamma = 1$ برای هر دو معیار هندسی و احتمالی و همچنین به حداقل رساندن تعداد بردارهای پشتیبان حالت بهینه را می دهد. دو ردیف بالاتر شکل ۴ نشانگر دو نگاشت احتمالی به دست آمده نوعی می باشند می توان مشاهده کرد که احتمالات مربوط به تومور شامل سلول های طبقه بندی کننده از ۱ بسیار فاصله دارند اگرچه ناحیه

محدوده های زیر برای پارامترهای c^- و γ در طی انتخاب مدل انتخاب شده اند: $c^- \in [0.1, 500]$ و $\gamma \in [0.01, 10]$. همان طوری که دیده می شود، نمونه های مثبت و منفی برای مقادیر کم c^- و γ قابل تفکیک نمی باشند (اختلاف بین P^+ و P^- تقریباً غیرقابل مشاهده است) روند رو به رشد اختلاف بین این دو وقتی مشاهده می شود که مقادیر c^- و γ به ترتیب ۱۰۰ و ۱ افزایش می یابند (بهترین مدل بر اساس معیار احتمال) (مدل های مشخص شده با $c^- = 10$ و $\gamma = 1$ و $c^- = 500$ و $\gamma = 1$ نتایج خوبی را می دهند). با در نظر گرفتن معیار هندسی، کوچک ترین مقدار γ برای $c^- = 10$ و $\gamma = 1$ به دست می آید این مدل با در نظر گرفتن Δ نیز بهینه می باشد مدل های مشخص شده

غلبه بر این رفتار، مجموعه آموزش بایستی شامل تعداد کافی نمونه باشد که به پیچیدگی پدیده نیز بستگی دارد. ماشین بردار پشتیبان آموزش روی نمونه‌ی تست با دو برابر تعداد نمونه‌های کاهش یافته به‌طور اضافی برای حالت بدون نویز برای ارزیابی بیشتر قابلیت‌ها و محدودیت‌های روش بکار رفته اجرا می‌گردد. درواقع هدف ارزیابی تأثیر تقلیل مجموعه آموزشی روی کیفیت نتایج می‌باشد.

نتایج عددی به‌دست‌آمده بر روی مجموعه تست در جدول ۳ نشان داده می‌شود در حالیکه شکل ۵ نگاشت‌های احتمالی برای موقعیت‌های پخش‌کنندگی را همانند شکل ۴ نشان می‌دهند. نتایج به‌دست‌آمده برای وضعیت اول از نتایج به‌دست‌آمده برای وضعیت دوم بهتر است. همان‌طوری که قبلاً ذکر شد، میدان کل اطلاعات کمتری برای تشخیص تومور نسبت به میدان پراکنده شده دارد. P^+ تا حد دو برابر کاهش می‌آید، S و Δ افزایش می‌یابند. نگاشت‌های احتمالی در شکل ۵ به وضوح نشان می‌دهند که بالاترین مقادیر احتمال متناظر با سلول‌های طبقه‌بندی اشغال شده توسط تومور می‌باشند.

اطراف موقعیت تومور موضوع متفاوت با مقادیر کلی احتمال می‌باشد.

ردیف پایین شکل متناظر با تنها نمونه کاذب طبقه‌بندی مثبت می‌باشد وقتی که ناحیه درست طبقه‌بندی شده یک خوشه مستقل می‌باشد (بیضی‌های برجسته سفید). وابستگی قابلیت پیش‌بینی در عمق موقعیت تومور قابل‌مشاهده نیست مگر اینکه تومور دقیقاً زیر لایه پوست قرار بگیرد. واقعیت دیگری که باید به آن توجه نمود این است که ناحیه‌ای که احتمالش افزایش یافته معمولاً در امتداد محور افقی نسبت به محور عمودی پراکنده‌تر می‌باشد. همچنین باید یادآور شد که منبع تشعشعی منفرد (دوقطبی) در این کار استفاده شده است. بخش بالایی جدول ۲ نتایج به‌دست‌آمده برای هر دو حالت نویزی و بدون نویزی را می‌دهد. کیفیت نتایج تقریباً تا موقعی که نسبت سگینال به نویز ۱۵ دسیبل است ثابت می‌ماند. سپس یک افت قابل ملاحظه‌ای در کیفیت پیش‌بینی قابل مشاهده است. بردارهای پشتیبان روی نمونه‌هایی (نمونه‌های مجموعه آموزش) آموزش داده می‌شوند که اطلاعاتی در مورد رفتار پدیده در نظر گرفته شده می‌دهد برای

References:

1. Oliver I malagelada A. Automatic Mass Segmentation in Mammographic Images. (Dissertation).Girona: University of Girona; 2007.
2. Prabakaran R, Sahu S. A Clustering and Selection Method using Wavelet Power Spectrum. Computer Science 2006; 32:4.
3. Thangavel K, Karnan M. Automatic Detection of Microcalcification in Mammograms—A - ResearchGate [Internet]. [cited 2014 Aug 24]. Available from: http://www.researchgate.net/publication/228795296_Automatic_Detection_of_Microcalcification_in_MammogramsA
4. Nguyen VD, Nguyen DT, Nguyen TD, Thi TTN, Tran DH. A Program for Locating Possible Breast Masses on Mammograms. In: Toi VV, Khoa TQD, editors. The Third International Conference on the Development of Biomedical Engineering in Vietnam [Internet] Springer Berlin Heidelberg; 2010 [cited 2014 Aug 24]. p. 110–3. Available from: http://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-642-12020-6_27
5. Subhash J, Chandra B, Marcus K. Detection of Masses in Digital Mammograms. Computer and Network Security 2010; 2 (2): 78-86.
6. Kostas Marias Ch. A Registration Framework for the Comparison of Mammogram Sequences. IEEE TRANSACTIONS ON MEDICAL IMAGING 2005; 24(6): 782-90.
7. Chan HP, Petrick N, Sahiner B. Computer-aided breast cancer diagnosis. Artificial intelligence techniques in breast cancer diagnosis and prognosis, Series in machine perception and artificial intelligence, Vol.39, World Scientific Publishing Co.Pte.Ltd;2000.P.179-264.
8. Norman F. Mammographic Density and the Risk and Detection of Breast Cancer. N Engl J Med 2007; 356:227-36.
9. Daniel B. Early Breast Cancer Detection Using Techniques Other Than Mammography. American Roentgen Ray Society, AJR 1984; 143:465-8.

10. Kenya M, Nobuyoshi T, Masahiro I. A new parameter enhancing breast cancer detection in computer aided diagnosis of X-ray ammograms. MEDINFO; 2004.
11. Changizi V, Giti M, Arab Kh. Application of computed aided detection in breast masses diagnosis. Indian Journal of Cancer 2008; 45(4); 4-7.
12. Rafael C. Digital Image Processing:International Edition [Internet]. 2008 [cited 2014 Aug 24]. Available from: <http://www.pearson.ch/HigherEducation/ElectricalEngineering/SignalProcessing/1471/9780135052679/Digital-Image-Processing-International.aspx>
13. Leonardo de OM, Geraldo BJ, Arist'OCs. Detection of Masses in Digital Mammograms using K-means and Support Vector Machine. Electronic Letters on Computer Vision and Image Analysis 2009; 8(2):39-50.
14. Garge D, Bapta V. A low cost wavelet based mammogram image processing for early detection of breast cancer. Indian Journal of Science and Technology 2009;2(9):63-5.
15. Saheb Baha S, Satya Prasad K. Automatic detection of Hard Exudates in Diabetic Retinopathy using Morphological Segmentation and Fuzzy Logic. IJCSNS 2008; 8(12):211-8.
16. Li HD, Kallergi M, Clarke LP, Jain VK, Clark RA. Markov random field for tumor detection in digital mammography. Medical Imaging, IEEE Transactions 1995; 14(3):565-76.
17. Gorgel P, Sertbas A, Kilic N. Mammographic Mass Classification Using Wavelet Based Support Vector Machine. Electrical & Electronics Engineering 2009; 9(1) 867-75.
18. Elise C, Fear XL, Susan C. Confocal microwave imaging for breast cancer detection: Localizations of tumors in three dimensions. IEEE Transactions on Biomedical Engineering 2002; 49(8):812-22.
19. Xu L, Susan C. A confocal microwave imaging algorithm for breast cancer detection. IEEE Microwave and Wireless Components Letters 2001; 11(3):130-2.
20. Essex J, Bond XL, Susan C. Microwave imaging via space-time beamforming for early detection of breast cancer. IEEE Transactions on Antennas and Propagation 2003; 51(8):1690-705.
21. Davis SK, Bond EJ, Li X, Hagness SC, Van Veen BD. Microwave imaging via space-time beamforming for early detection of breast cancer: Beamformer design in the frequency domain. Journal of Electromagnetic Waves and Applications 2003; 17(2):357-81.
22. Susan C. Hagness, Allen Taflove, Jack E. Two dimensional FDTD analysis of a pulsed microwave confocal system for breast cancer detection: Fixed-focus and antenna-array sensors. IEEE Transactions on Biomedical Engineering 1998; 45(12):1470-9.
23. Chang C-C, Lin C-J. LIBSVM: A Library for Support Vector Machines. ACM Trans Intell Syst Technol 2011;2(3):27:1-27:27.
24. Chih-Wei H, Chih-Jen L. A comparison of methods for multiclass support vector machines. IEEE Transactions on Neural Networks 2002; 13(2):415-25.

3-D BREAST CANCER DETECTION USING SUPPORT VECTOR MACHINES AND FINITE ELEMENT METHODS

Mahmood Abbasi Layegh^{1*}, Changiz Ghobadi², Javad Nourinia³, Bahman Muhammadi⁴

Received: 9 Apr, 2014; Accepted: 15 Jun, 2014

Abstract

Background & Aims: Breast cancer is one of the most prevalent non-skin-related malignancies among women in the world. Thus, many countries have commenced screening test in early stages in order to diagnose breast cancer. Buried object detection is performed in the present work to detect 3-D breast cancer applying SVM classifier. Some transmitters and receivers are located above the breast. Each transmitter radiates monochromatic electromagnetic wave.

Materials & Methods: When a patient is positioned in a supine position, the breast is naturally flattened. The breast tissue is considered as 3-D lattice of classification cells. Since breast tissue can be considered with high order of accuracy as a linear medium, the received signals are monochromatic.

Results: Some particular ranges of parameters have been covered during model selection. Almost all samples in the training set were converted to support vectors. It is worthy to remind that single radiation source (dipole) has been used for the present work.

Conclusion: The simulation has been carried out on synthetic electromagnetic data obtained by means of Finite Element Method and Perfectly Matched Layers techniques. Noisy environments have been considered as well in order to simulate realistic conditions of signal measurement. The real positions of the tumor are marked by white contour squares. The dependence of the prediction quality on the depth of the tumor location is not observable unless the tumor is directly under the skin layer. Probability maps obtained demonstrate that the region around the tumor location usually clearly stands out against the background of overall probability values

Keywords: Breast cancer, Electromagnetic wave, Support vector machine, Finite element method

Address: Department of Electrical Engineering, Northwest Antenna and Microwave Research Laboratory, Urmia University, Urmia, Iran, **Tel:** +989141415082

Email: m.abbasilayegh@urmia.ac.ir

SOURCE: URMIA MED J 2014; 25(6): 548 ISSN: 1027-3727

¹ PhD Candidate, Department of Electrical Engineering, Urmia University, Urmia, Iran

² Professor, Department of Electrical Engineering, Urmia University, Urmia, Iran

³ Professor, Department of Electrical Engineering, Urmia University, Urmia, Iran

⁴ PhD Candidate, Department of Electrical Engineering, Urmia University, Urmia, Iran