

تشخیص سه بعدی سرطان پستان با استفاده توأم از روش های ماشین بردار پشتیبان و المان محدود

محمود عباسی لایق^۱، چنگیز قبادی^۲، جواد نوری نیا^۳، بهمن محمدی^۴

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

چکیده

پیش زمینه و هدف: سرطان پستان از نوع گسترده از شایع ترین سرطان در زنان جهان است. بنابراین، بسیاری از کشورها به جهت تشخیص سرطان در مراحل اولیه برنامه های غربالگری را شروع کرده اند. به منظور تشخیص سرطان پستان به صورت سه بعدی با استفاده از بردارهای پشتیبان از فرضیه تشخیص جسم دفن شده استفاده گردیده است. فرستنده ها و گیرنده ها در قسمت بالای پستان قرار می گیرند. هر فرستنده موج الکترومغناطیسی تک رنگ را تشعشع می کند. تومورها داخل بافت پستان (خروجی) و مقادیر مربوط به میدان الکتریکی جمع آوری شده توسط گیرنده ها (ورودی) می باشند.

مواد و روش ها: یک هندسه مسطح پیشنهادی را در نظر بگیرید، به طوری که در آن یک بیمار به پشت خوابیده و پستان به طور طبیعی پهن شده است. بافت سرطانی به صورت یک شبکه مشبک سه بعدی از سلول های طبقه بندی شده در نظر گرفته می شود. به دلیل اینکه بافت پستان را بتوان با درجه بالایی از دقت به صورت محیط خطی در نظر گرفت، سیگنال های دریافتی در فرکانس تک رنگ می باشند. اختصاص دادن یک احتمال پسین متعلق به یک بافت بدخیم با در نظر گرفتن میدان الکتریکی مناسب است.

بحث و نتیجه گیری: نتایج بر روی داده های الکترومغناطیسی مرکب از مواد مصنوعی با استفاده از روش المان محدود و روش های لایه های کاملاً تطبیقی انجام پذیرفته است. همچنین محیط های نویری برای شبیه سازی واقعی اندازه گیری سیگنال در نظر گرفته شده است. محدوده هایی برای پارامترهای مدل با کمترین تعداد بردارهای پشتیبان انتخاب می شود. تقریباً تمامی نمونه ها در مجموعه آموزش به بردارهای پشتیبان تبدیل می شوند. با معیارهای مختلف بهترین مدل انتخاب می شود. موقعیت های واقعی تومور با مربع های سفید برجسته مشخص می شوند. وابستگی قابلیت پیش بینی در عمق موقعیت تومور قابل مشاهده 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 می شود به میزان کافی همگن نیست لذا منابع تشعشعی چندگانه به عنوان روش بالقوه برای افزایش کیفیت پیش بینی پیشنهاد می گردند. نداشتن احتمالی به دست آمده حاکی از این است که ناحیه اطراف تومور معمولاً به طور واضحی متفاوت از سایر مقادیر احتمالی می باشد.

کلیدواژه ها: 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 کانال ها می باشد. هنگامی که هنوز به بافت چربی اطراف و احتمالاً به ارگان های دیگر پخش نشده است، سرطان پستان قابل درمان است. بنابراین، بسیاری از کشورها به جهت تشخیص سرطان در مراحل اولیه برنامه های غربالگری را شروع کرده اند. برنامه غربالگری به گونه ای است که از زنان بدون علامت، جهت گرفتن عکس با اشعه ایکس

سرطان پستان از نوع گسترده از شایع ترین سرطان در زنان جهان است. تقریباً ۲۵ درصد از مرگ و میرهای ناشی از سرطان سینه بین سنین ۴۰ تا ۴۹ سال در زنان اتفاق می افتد (۱). اکثر سرطان های پستان که منشأ آن ها در سلول های کانال ها می باشد. 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 مویک 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 درواقع 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 ۰ 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. با این حال، 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 به عنوان 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 میکروکالسیفیکاسیون‌ها (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 میکروکالسیفیکیشن‌ها 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 یک لایه نازک پوست پوشیده شده است مدل می گردد. سطح مقطع عمودی این مدل در شکل ۲ نشان داده می شود. بر طبق (۲۱،۱۸) مقادیر معمول برای مدل سازی ضخامت لایه پوست ۱-۲ میلی متر می باشد. برای استفاده از روش المان محدود حوزه متناهی توسط شرایط مرزی امیداندس، فاصله از ناحیه ای که در آن فرستنده ها در مرز بالای فضای محاسباتی قرار می گیرند باید حداقل حدود ۵ سانتی متر باشد. درحالی که فاصله از مرز بافت پستان دامنه محاسباتی به جایی که تومور در آن احتمالاً قرار می گیرند حداقل بایستی حدود ۱/۶ سانتی متر باشد.

یک تک فرستنده با یک دوقطبی مکعب مربعی شکل با ضلع $d_d = 4mm$ که به روی سطح پوست واقع شده به صورت متقارن (با در نظر گرفتن مرزهای عمودی حوزه محاسباتی) مدل می شود. چگالی جریان فقط یک مؤلفه X دارد و داخل d_d ثابت است. دوقطبی امواج الکترومغناطیسی تک رنگ با فرکانس شش گیگاهرتز را ساطع می کند. دافعه های مختلط شدت میدان الکتریکی برای یک شبکه یکنواخت 4×4 از نقاط اندازه گیری ($R = 16$) که در $(h = 3)$ بالای پوست به طور متقارن نسبت به مرزهای عمودی حوزه محاسباتی قرار گرفته اند مدل می شوند. فاصله بین نقاط $L_g / 3$ می باشد (شکل ۳). مقادیر پارامترهای مدل پستان در جدول ۱ خلاصه می شوند (۲۰،۱۸). در اولین وضعیت، فرض می شود که خواص الکترومغناطیسی پستان در دست باشد با چنین فرضی میدان E_{Σ}^{inc} موقعی که ناحیه محاسباتی بدون تومور می باشد می تواند محاسبه شود و از کل میدان E_{Σ} که توسط گیرنده ها ثبت می شود کم شود.

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

لذا میدان پراکنده شده E_{Σ}^{scatt} نمایشگر مؤلفه میدان افزوده شده می باشد که از حضور تومور نشأت گرفته و لذا حاوی اطلاعات مفیدی برای تشخیص تومور می باشد. 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 می سازد. در وضعیت دوم خواص مغناطیسی پستان نامشخص فرض می شود و روش تقریب عوض شده و E_{Σ}^{scatt} روی کل میدان ارزیابی می شود. به منظور شبیه سازی شرایط واقعی اندازه گیری سیگنال، مجموعه داده ها که با نویز سفید جمع شونده E_{Σ}^{noise} تحت تأثیر قرار گرفته اند در نظر گرفته می شود.

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

گرفتن میدان الکتریکی مناسب است. در این حالت مسئله به صورت زیر فرمول بندی می شود: 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 می شود. وضعیت هر سلول می تواند بدون وجود تومور (طبقه منفی و $\chi_{ijk} = -1$) یا باوجود تومور (طبقه مثبت و $\chi_{ijk} = 1$) باشد. بنابراین، مسئله طبقه بندی به صورت زیر در می آید.

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

که وضعیت تمام N سلول طبقه بندی را بر اساس میدان الکتریکی دریافتی تعیین می کنند. به منظور نزدیک شدن به این مسئله با یک طبقه کننده ماشین بردار پشتیبان منفرد بجای استفاده از یک طبقه کننده مجزا برای هر سلول طبقه بندی، فرمول پنج را به شکل زیر درمی آوریم. برای ساختن یک طبقه بندی کننده

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

درواقع تمامی N نمونه موجود در ویژگی های الکترومغناطیسی 6TR سهم می باشند درحالی که آخرین سه ویژگی i, j و k تغییر می کنند تا به تمام N سلول طبقه بندی رجوع کنند. بنابراین با استفاده از علامت های x, y و l ویژگی های مجموعه آموزش که باید برای حل این مسئله بکار بروند به صورت زیر خلاصه می شوند.

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

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

معمولاً بخش اصلی سلول های ijk طبقه بندی بدون تومور می باشند یعنی دسته های مثبت و منفی بسیار نامتعادل اند که می تواند منجر به طبقه بندی کننده بیش از حد خوش بینانه شود که همیشه نشان می دهد هیچ توموری وجود ندارد. روش غلبه بر این مشکل برای ماشین بردار پشتیبان در حل مدل اصلاح شده به صورت زیر می باشد.

معادله هشت

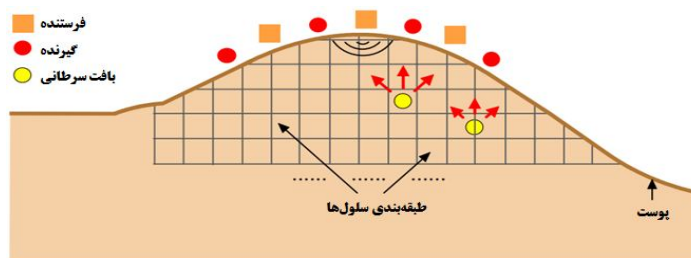
$$\min_{w, b, \xi} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C^+ \sum_{y_i=1} \xi_i + C^- \sum_{y_i=-1} \xi_i$$

در اینجا w بردار ضرایب مسئله i و b به منظور فارغ آمدن به شکل عدم تعادل، معرفی می شوند. درواقع C^+ نشان دهنده اهمیت خطاها برای طبقه مثبت می باشد درحالی که C^- همان نقش را برای طبقه منفی دارد. با در نظر گرفتن طرح مسئله به صورت عباراتی از احتمالات معادله چهار به صورت زیر در می آید.

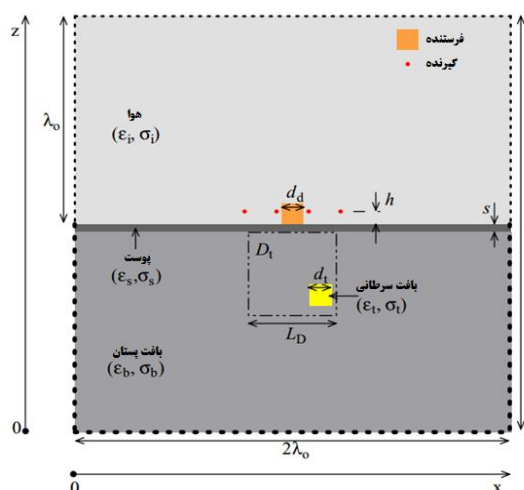
معادله نه

گرفته شده است. معمولاً هر ویژگی به طور مستقل تبدیل به یک محدوده از قبل تعیین شده از مقادیر می گردد. تبدیل خطی به [۱،۱-] استفاده شده است. شبیه سازی ها با استفاده از نرم افزار LIBSVM (۲۴،۲۳) به نام طبقه بندی کننده بردار پشتیبانی c برای داده های نامتعادل انجام شدند که از الگوریتم بهینه سازی حداقل متوالی برای حل مشکل بهینه سازی محدب درجه دوم استفاده می کند.

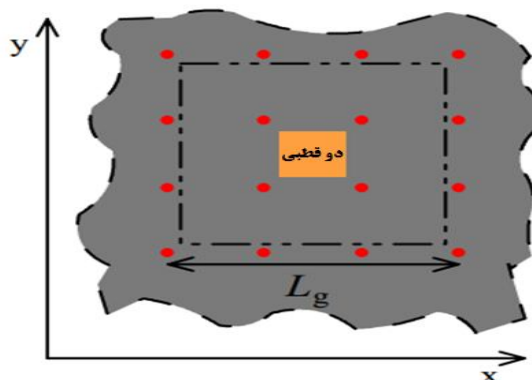
که در آن $\tilde{E}_{\Sigma}^{scatt}$ بردار ستونی سیگنال های دریافتی در حضور نویز را نشان می دهد و تمامی مؤلفه های E_{Σ}^{noise} مستقل و نسبت به هم ناهمبسته می شوند. از روی تعریف تابع خودهمبستگی نویز سفید یکی تابع ضربه یا مشابه آن می باشد و تابع چگالی طیفی توان ثابت می باشد این خاصیت بر این دلالت نمی کند 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



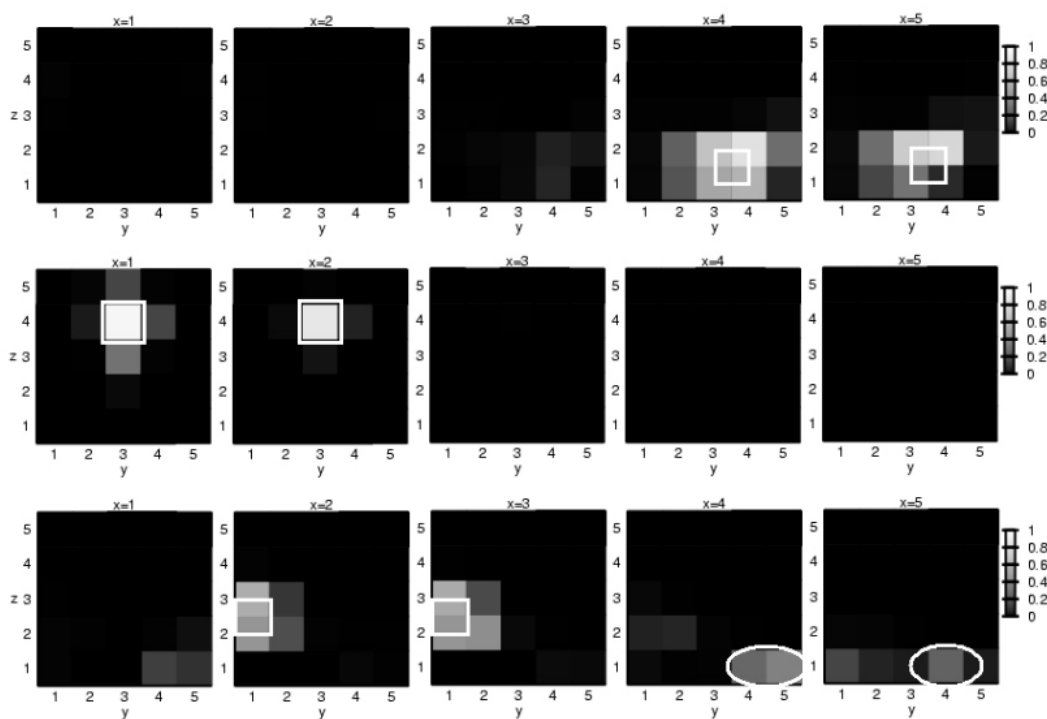
شکل (۱): آرایش سطح مقطع عرضی، فرستنده ها و گیرنده ها در قسمت بالای پستان



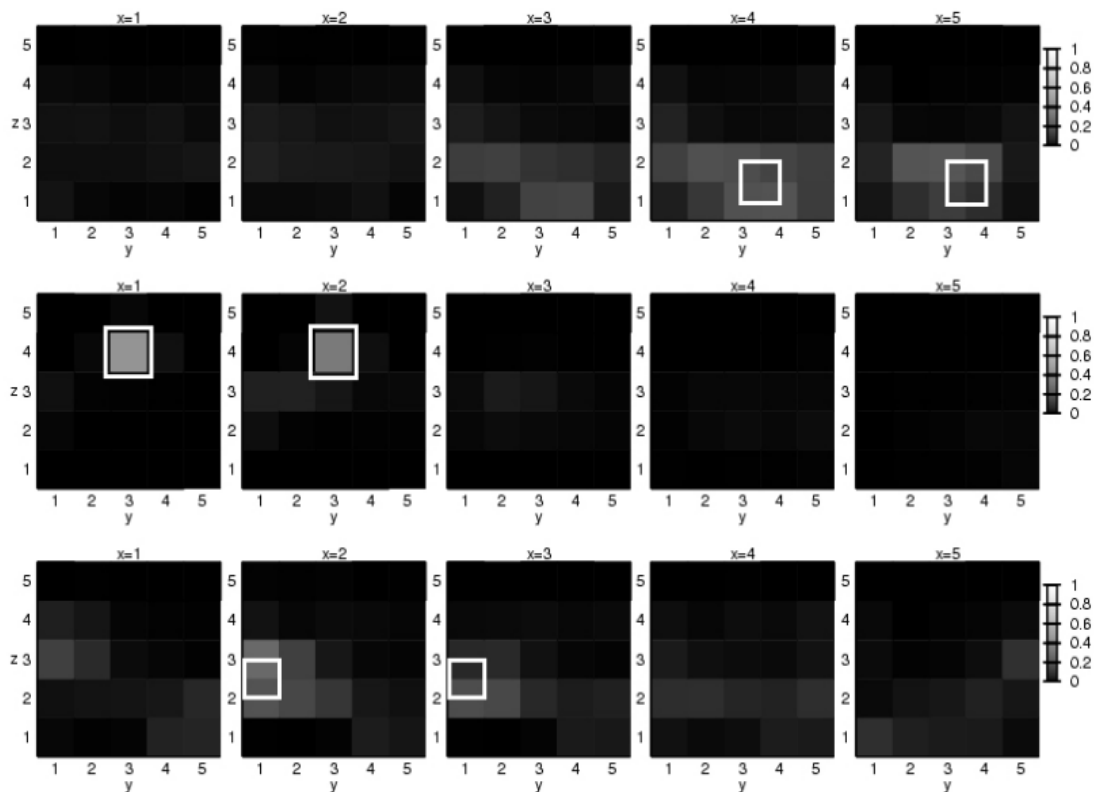
شکل (۲): مدل هندسه پستان، سطح مقطع عمودی



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



شکل (۴): دو نگاشت احتمالی به دست آمده برای طبقه بندی سلول های



شکل (۵): نگاشت های احتمالی برای موقعیت های پخش کنندگی

جدول (۱): پارامترهای مدل پستان

پارامترهای عایق		پارامترهای هندسی	
پارامترهای پوست		f	6 GHz
ϵ_s	18.0	λ_0	5 cm
σ_s	4 s/m	s	2 mm
پارامترهای بافت پستان		L_d	2 cm
ϵ_b	9.8	dt	4 mm
σ_b	0.4 s/m	dd	4 mm
پارامترهای تومور		L_g	2.2 cm
ϵ_t	25	$\square$	2 mm
σ_t	7 s/m	h	3 mm
پارامترهای صفحه بالاتر		T	1
ϵ_i	1	R	16
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^-	ς , mm	Δ
3.08E_01	3.17E_02	5.05	1.95

بحث و نتیجه گیری

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 آیند این مدل با در نظر گرفتن Δ نیز بهینه می باشد مدل های مشخص شده

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

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 قابل مشاهده 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

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 می‌یابد، 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.

References:

1. Oliver I malagelada A. Automatic Mass Segmentation in Mammographic Images. (Disertation).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:
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.

http://link.springer.com/chapter/10.1007/978-3-642-12020-6_27

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