

An Optimal Liver Segmentation Method in MRI images Using Adaptive Water Flow Model

Marjam Heidari¹, *Ph.D student*, Mehdi Taghizadeh¹, *Assistant Professor*, Hassan Masoumi¹,
Assistant Professor, Morteza Valizadeh², *Assistant Professor*

¹ Department of Electrical and Computer Engineering, Kazerun Branch, Islamic Azad University,
Kazerun, Iran

mmarjan_heidari@yahoo.com

mehdi.taghizadeh@iau.ac.ir

ha.masoumi@iau.ac.ir

² Department of Electrical and Computer Engineering, Urmia University, Urmia, Iran
mo.valizadeh@urmia.ac.ir

Received: 19 September 2023

Revised: 03 December 2023

Accepted: 03 December 2023

Abstract: 3

Liver segmentation in medical images is still considered as a challenge in computer diagnosis systems. In this paper, an optimal algorithm based on the adaptive water flow model for segmentation is introduced. This algorithm first processes the image by means of a transfer function designed based on the probability distribution function of the brightness levels of the liver pixels to distinguish the liver region from the rest of the parts. Then, with the help of the rainfall algorithm, which is controlled based on the spatial information and light levels of the liver, possible areas of the liver are extracted, and further, the possible areas of the liver are classified with a layered perceptron neural network, using shape and texture features. Classification of areas instead of pixels has increased the efficiency of the algorithm. The obtained experimental results show a far more appropriate performance in comparison with other evaluation algorithms.

Keywords: Liver segmentation, adaptive water flow, MRI image, areas classification.

Corresponding Author: Dr. Mehdi Taghizadeh

Corresponding Author Address: Department of Electrical and Computer Engineering- Mellat Blvd.
-Islamic Azad University- Kazerun Branch, Iran

ارائه یک فرآیند بهینه ناحیه‌بندی کبد در تصاویر MRI با استفاده از مدل جریان آب وفقی

مرجان حیدری^۱، دانشجوی دکتری، مهدی تقی‌زاده^۱، استادیار، حسن معصومی^۱، استادیار، مرتضی ولی‌زاده^۲، استادیار

۱- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - واحد کازرون، دانشگاه آزاد اسلامی، کازرون، ایران

mmarjan_heidari@yahoo.com

mehdi.taghizadeh@iau.ac.ir

ha.masoumi@iau.ac.ir

۲- دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر - دانشگاه ارومیه، ارومیه، ایران

mo.valizadeh@urmia.ac.ir

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۲/۰۹/۱۲

تاریخ بازنگری مقاله: ۱۴۰۲/۰۹/۱۲

تاریخ ارسال مقاله: ۱۴۰۲/۰۵/۲۸

چکیده: ناحیه‌بندی کبد در تصاویر پزشکی، همچنان به عنوان یک چالش در سیستم‌های تشخیص کامپیوتری محسوب می‌شود. در این مقاله یک الگوریتم بهینه بر اساس مدل جریان آب وفقی جهت ناحیه‌بندی، معرفی می‌شود. این الگوریتم ابتدا تصویر را به وسیله یک تابع تبدیل طراحی شده بر اساس تابع توزیع احتمال سطوح روشنایی پیکسل‌های کبد پردازش می‌کند تا ناحیه کبد را از بقیه بخش‌ها، متمایز کند. سپس به کمک الگوریتم بارش باران که بر اساس اطلاعات مکانی و سطوح روشنایی کبد کنترل می‌شود، نواحی احتمالی کبد استخراج و در ادامه نواحی محتمل کبدی با یک شبکه عصبی پرسپترون چند لایه و با استفاده از ویژگی‌های شکل و بافت، طبقه‌بندی می‌گردند. طبقه‌بندی نواحی به جای پیکسل‌ها، باعث افزایش کارایی الگوریتم شده است. نتایج تجربی حاصل شده، عملکرد به مراتب مناسب‌تری در قیاس با الگوریتم‌های ارزیابی دیگر را نشان می‌دهد.

کلمات کلیدی: ناحیه‌بندی کبد، جریان آب وفقی، تصویر MRI، طبقه‌بندی نواحی

نام نویسنده‌ی مسئول: دکتر مهدی تقی‌زاده

نشانی نویسنده‌ی مسئول: کازرون - بلوار ملت - دانشگاه آزاد اسلامی واحد کازرون - دانشکده مهندسی برق و کامپیوتر

۱- مقدمه

تصاویر پزشکی از ابزارهای مفید برای بررسی رفتار ارگان‌ها در تشخیص پزشکی و فرآیند درمان هستند [۱]. این تصاویر بررسی اندام بدن در حالت غیر مهاجم را میسر کرده و به متخصص این اجازه را می‌دهد که به آناتومی غیر قابل مشاهده به روش‌های دیگر، دسترسی داشته باشد. امروزه، کمتر تصمیمات پزشکی هستند که بدون استفاده از تکنیک تصاویر پزشکی گرفته شوند و لذا جراحی مدرن به شدت متکی به نرم افزار و برنامه‌های کامپیوتری برای کمک به پزشکان است [۲]. یکی از اساسی‌ترین مشکلات تحلیل تصویر پزشکی، ناحیه‌بندی تصویر است و بسیاری از محققان در این زمینه مشغولند تا استفاده از کامپیوتر در تشخیص را برای پزشک تسهیل کنند. در تصاویر پزشکی، همپوشانی اندام‌های مختلف، نویز، اندام‌های مختلف با شدت روشنایی یکسان، متغیر بودن شکل و شدت روشنایی اندام‌ها بر کیفیت ناحیه‌بندی تاثیرگذار است [۳]. ناحیه‌بندی اتوماتیک کبد در تصاویر پزشکی شامل MRI و CT scan هنوز هم جزء مشکلات چالشی محسوب می‌شود [۴]. برای بسیاری از درمان‌های جراحی، تشخیص و به صورت خاص مکان‌یابی سطح کبد و نواحی آن کار اصلی محسوب می‌شود [۵]. یک الگوریتم دقیق ناحیه‌بندی کبد می‌تواند پروسه درمان برای انواع مختلف بیماری کبدی را آسان‌تر نماید [۶]. بنابراین، ناحیه‌بندی کبد توجه بسیاری از محققان را به خود جلب کرده است. در ادامه چند تحقیق به صورت مختصر بررسی می‌شود.

در [۷] یک الگوریتم تقسیم‌بندی کبد سه مرحله‌ای ارائه شده است که در آن از نقشه‌های احتمال چند تصویری MRI مبتنی بر LDA استفاده می‌شود. این الگوریتم بر اساس الگوریتم آستانه‌ای و روش رشد ناحیه بهبود یافته عمل می‌کند. این روش همه اطلاعات کانال‌های موجود MRI را برای تشخیص بافت کبد و احتمالات مکانی آن در خدمت می‌گیرد. این روش، از تحلیل تفکیک‌کننده خطی چندکلاسه استفاده می‌کند تا نقشه‌های احتمال را ایجاد کند که در مرحله‌ی ناحیه‌بندی به کار می‌آید.

ناحیه‌بندی کبد در تصاویر MRI به شدت از ناهمگونی در شدت روشنایی رنج می‌برند. در [۸] ناحیه‌بندی کبد بر اساس روش تنظیم سطح (level set) همراه با اصلاح ناهمگونی ایجاد شده در شدت لبه‌ها پیشنهاد شده است. بدین صورت که ناهمگونی شدت، با به حداقل رساندن بی‌نظمی محلی و اعمال فیلتر حفظ-لبه در کنار به کارگیری تصویر اصلی اصلاح می‌شود تا جزئیات محو شده در لبه‌ها جبران شود. اصلاح ناهمگونی شدت بر اساس انرژی درونی روش تنظیم-سطح انجام می‌شود، در حالی که لبه‌ها بر عملکرد انرژی بیرونی تاثیر می‌گذارند، نمودار سطح صفر به سمت مرزهای کبد کشیده می‌شود.

یک روش موفق برای ناحیه‌بندی کبد بر اساس الگوریتم MOFH-Flame (MFO) برای خوشه‌بندی تصاویر شکمی معرفی شده است. خوشه‌های مورد نیاز که کبد را نشان می‌دهند توسط کاربر انتخاب می‌گردند تا تصویر ناحیه‌بندی شده اولیه را ایجاد کند. عملگرهای مورفولوژی برای ایجاد تصاویر ناحیه‌بندی شده نهایی، استفاده می‌شود [۹]. در [۱۰] الگوریتم دیگری بر اساس الگوریتم بهینه‌سازی Whale، برای دسته‌بندی تصاویر MRI معرفی شده است. در این روش از تصویر آماری که مکان کاندید شده کبد در تصویر را مشخص می‌کند، استفاده می‌گردد و با ضرب کردن کردن تصویر آماری دودویی شده با تصویر خوشه‌بندی، بخش عمده‌ای از دیگر اندام‌ها حذف می‌گردند. برخی دسته‌هایی که نمایانگر ناحیه کبد هستند توسط کاربر جدا می‌شوند تا ناحیه‌بندی اولیه را ایجاد کنند. عملگرهای مورفولوژی برای تقویت نتایج ناحیه‌بندی استفاده می‌شوند.

شمای سه بعدی از ناحیه‌بندی کبد اتوماتیک در [۱۱] پیشنهاد شده است. در این روش از فیلتر نفوذ ناهمسانگرد برای کاهش نویز با رویکرد حفظ مرزهای کبد، استفاده می‌شود. سپس یک تقویت‌کننده لبه و یک تابع انتقال غیرخطی gray scale به منظور بهبود مرزهای کبد استفاده می‌شود و سپس یک الگوریتم مارچینگ سریع یک سطح اولیه از شکل کبد را تخمین می‌زند. در نهایت، الگوریتم ناحیه‌بندی کانتر فعال، سطوح اولیه را برای بهبود تعیین مرزهای کبد، اجرا می‌شود.

در [۱۲] یک تلفیق از الگوریتم واترشد و شبکه عصبی برای ناحیه‌بندی کبد معرفی شده است. تبدیل واترشد سنتی منجر به ناحیه‌بندی نامناسب تصاویر پزشکی می‌شد. بنابراین یک شبکه عصبی با در نظر گرفتن ویژگی‌های کبد، آموزش داده می‌شود تا به صورت اتوماتیک با پارامترهای واترشد که کیفیت ناحیه‌بندی را افزایش می‌دهد، مطابقت کند.

برخی تحقیقات بر روی روش تنظیم سطح تمرکز دارند. در [۱۳]، تئوری فازی و روش تنظیم سطح برای کاربردهای ناحیه‌بندی کبد اعمال شده است. روش تنظیم سطح و تکنیک نقشه احتمالات در [۱۴] استفاده شده است که در آن چند

تصویر ناحیه‌بندی شده‌ی دستی برای تعلیم الگوریتم استفاده شده است. در [۱۵] کانتورهای فعال برای ناحیه‌بندی کبد در تصاویر MRI استفاده شده‌اند که در آن مرز اولیه بر اساس دانش رادیولوژیست تعریف شده است. اخیراً، یک الگوریتم ناحیه‌بندی کبد در تصاویر MRI تقویت شده GD-EOB-DTPA بر اساس شبکه مانده کانولوشنی پیشنهاد شده است [۱۶]. مهم‌ترین عیب الگوریتم ناحیه‌بندی بر اساس یادگیری عمیق، احتیاج آن‌ها به نمونه‌های زیادی برای آموزش است، که در بسیاری از حوزه‌های تحقیق به راحتی در دسترس نیست. الگوریتم آب پخشان برای ناحیه‌بندی تصاویر مستند در [۱۷، ۱۸] مورد استفاده قرار گرفته است، که در آن آب بر سطح تصویر ریخته می‌شود که در آن منطقه سه بعدی در نظر گرفته می‌شود. آب ریخته شده به منطقه (دره) جسم سیاه جریان می‌یابد و در نتیجه ارتفاع آب در دره افزایش می‌یابد. با به آستانه رسیدن آب در سطح عکس، عکس ناحیه‌بندی می‌شود. کنترل‌های مناسبی از فرآیند بارش باران برای موفقیت این الگوریتم ناحیه‌بندی، ضروری است. در این مقاله، یک الگوریتم ناحیه‌بندی کبد مطمئن بر اساس مدل جریان آب وفقی معرفی می‌شود. به منظور جلوگیری از ناحیه‌بندی افراطی در تصویر MRI فرآیند بارش باران با توجه به توزیع شدت مناطق کبد در تصاویر آموزشی و نقشه آماری کبد کنترل می‌شود. بعد از استخراج برخی خصوصیات مناسب از نواحی کاندید شده، با استفاده از شبکه عصبی چند لایه (MLP) کلاس‌بندی می‌شوند. نواحی کلاس‌بندی شده به جای پیکسل‌ها، منجر به ارتقای نتایج ناحیه‌بندی کبد می‌گردد.

۲- روش ناحیه‌بندی کبد پیشنهادی

در الگوریتم ناحیه‌بندی کبد پیشنهاد شده، در ابتدا منطقه کبد افزایش یافته و با الگوریتم جریان آب وفقی ناحیه‌بندی می‌شوند و سپس مناطق کبد کاندید شده توسط شبکه عصبی MLP کلاس‌بندی می‌شوند.

۲-۱- افزایش منطقه کبدی

شدت‌های مشابه از اندام‌های متفاوت در تصاویر MRI و شدت‌های متغیر کبد، ناحیه‌بندی کبد را به چالش کشیده است. بنابراین، برای تسهیل ناحیه‌بندی کبد، برخی الگوریتم‌های افزایش‌دهنده برای نقش‌بندی منطقه کبدی به سطوح خاکستری (سایه) دارای وقفه‌ی مشخص استفاده می‌شود. در این تحقیق، تابع احتمال توزیع سطوح خاکستری کبد برای طراحی تابع انتقال استفاده شده است. همچنین تصاویر سه بعدی MRI برای حذف رگ‌های خونی کبد استفاده می‌شوند تا متغیر بودن شدت در کبد را کاهش دهد.

۲-۱-۱- حذف رگ‌های خونی

اکثر رگ‌های خونی در کبد معمولاً در برش MRI خاصی ظاهر می‌شوند و در برش قبلی یا بعدی ناپدید می‌شوند. پس رگ‌های خونی را می‌توان با فرایند سه بعدی تصاویر MRI حذف کرد. فرض کنید I_t, I_{t-1}, I_{t+1} سه برش متوالی MRI باشند و در فرایند I_t رگ‌های خونی حذف می‌شوند. شکل (۱) سه برش تصاویر MRI و نتایج حاصل از الگوریتم حذف رگ‌های خونی پیشنهادی را نشان می‌دهد. با نگاه کردن به مستطیل‌های قرمز می‌توان فهمید که رگ‌های خونی برش I_t به ندرت در برش‌های I_{t-1}, I_{t+1} دیده می‌شود. بنابراین، عمگر فرایند سه برش ساده بر طبق معادله (۱) می‌تواند تاثیر رگ‌های خونی در فرایند ناحیه‌بندی را کاهش دهد.

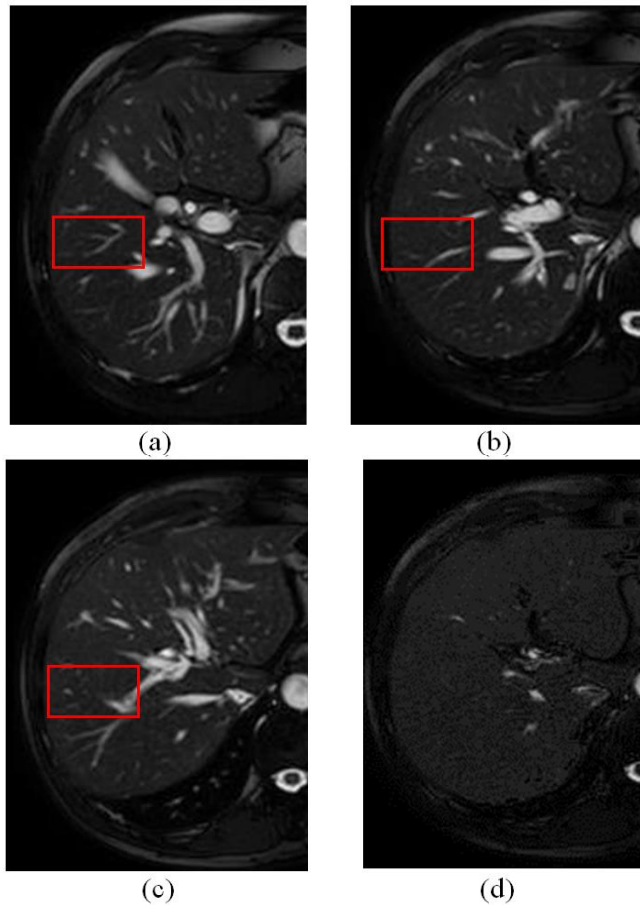
$$I(x, y) = \min(\max(I_{t+1}(x, y), I_{t-1}(x, y)), I_t(x, y)) \quad (1)$$

۲-۱-۲- طراحی تابع انتقال

کبد توسط اندام دیگر محاصره شده است، این اندام‌ها برخی روشن‌تر از کبد و برخی تیره‌تر از آن هستند. به علاوه، سطح خاکستری اندام‌های اطراف نزدیک به سطوح خاکستری کبد هستند که فرایند ناحیه‌بندی را سخت‌تر می‌کند. در این مقاله، تابع انتقال بر اساس تابع احتمال توزیع کبد، که مناطق کبد را به مقیاس‌های خاکستری (گری اسکیل) وقفه‌داری نقشه‌بندی

می‌کند و دیگر اندام‌ها را می‌توان تقریباً از کبد تمیز داد. برای ایجاد احتمال توزیع کبد، ۵۰۰ تصویر MRI به صورت دستی توسط رادیولوژیست ناحیه‌بندی شده است و کبد نشان‌گذاری شده است. دقت سطوح خاکستری منطقه کبدی به منظور دستیابی به احتمال توزیع با نام P_L محاسبه و نرمالیزه شده است. تابع انتقال به گونه‌ای طراحی شده است که منطقه کبدی به سطوح خاکستری تیره و دیگر اندام تا جایی که امکان‌پذیر است به سطوح خاکستری روشن نقشه‌بندی شوند. تابع انتقالی که توسط معادله (۲) بیان می‌شود به صورت خاص نیازهای ما را برآورده می‌کند. شکل (۲) احتمال توزیع سطوح خاکستری کبدی و تابع انتقال طراحی شده را نشان می‌دهد.

$$f(l) = 255 \left(1 - \frac{P_L(l)}{\max_{0 \leq l \leq 255} [P_L(l)]} \right) \quad (2)$$



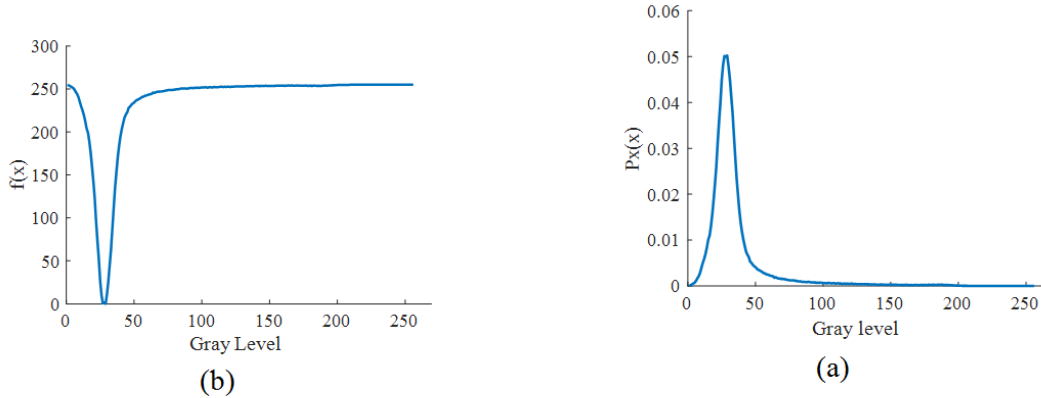
شکل (۱): a-d به ترتیب I_{t+1} , I_t , I_{t-1} و نتایج حذف رگ‌های خونی

اعمال تابع انتقال پیشنهادی به طور شایسته‌ای منطقه کبدی را افزایش می‌دهد. به منظور افزایش کارایی ناحیه‌بندی، جزئیات ظریفی از تصویر MRI افزایش یافته با استفاده از فیلتر عبور قانون گوس نادیده گرفته شده است. منطقه کبدی افزایش یافته و نمونه فیلتر شده آن در شکل (۳) آمده است.

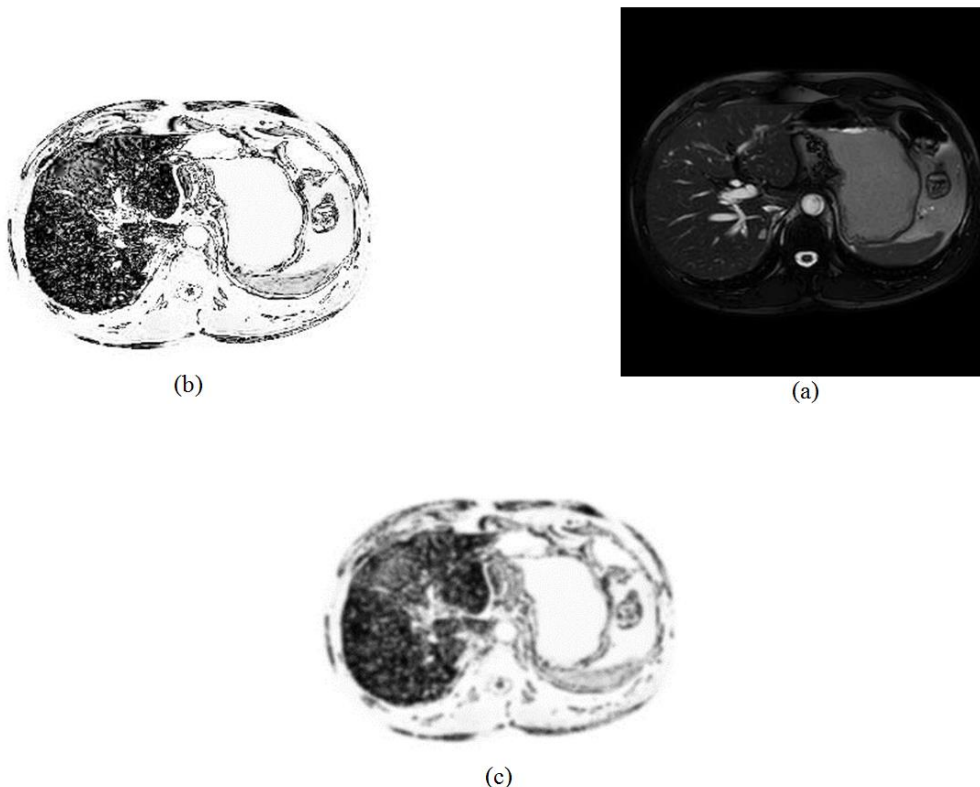
۲-۲- ناحیه‌بندی تصویر با الگوریتم جریان آب و فقی

در الگوریتم جریان آب، قطرات باران بر سطح تصویر که می‌توان آن را منطقه‌ی کوهستانی تصور کرد، می‌ریزد. مدل جریان آب، قطرات آب را به سمت منطقه مینیمم هدایت می‌کند و این کار توسط یافتن نقطه مینیمم درون یک منطقه کوچک و حرکت مرکز ماسک جستجو به آن نقطه صورت می‌گیرد. این فرآیند ادامه می‌یابد تا زمانی که مرکز ماسک جستجو به مینیمم

خود برسد، جایی که قطره قرار می‌گیرد. آب ریخته شده دره‌ها را پیدا کرده و پر می‌کند، از این رو منطقه با ارتفاع کم را می‌توان به وسیله آستانه سطح آب از سطح، از سایر مناطق تمیز داد. این الگوریتم اگر فرایند آبخار به خوبی کنترل نشود، ممکن است منجر به مشکل فرا ناحیه‌بندی شود.



شکل (۲): (a) احتمال توزیع سطوح خاکستری کبدی، (b) تابع انتقال طراحی شده



شکل (۳): افزایش ناحیه کبد، (a) تصویر اصلی، (b) و (c) نتیجه تابع انتقال طراحی شده و نمونه‌ی فیلتر شده آن

۱-۲-۲- اطمینان از توقف بارش منطقه‌ای

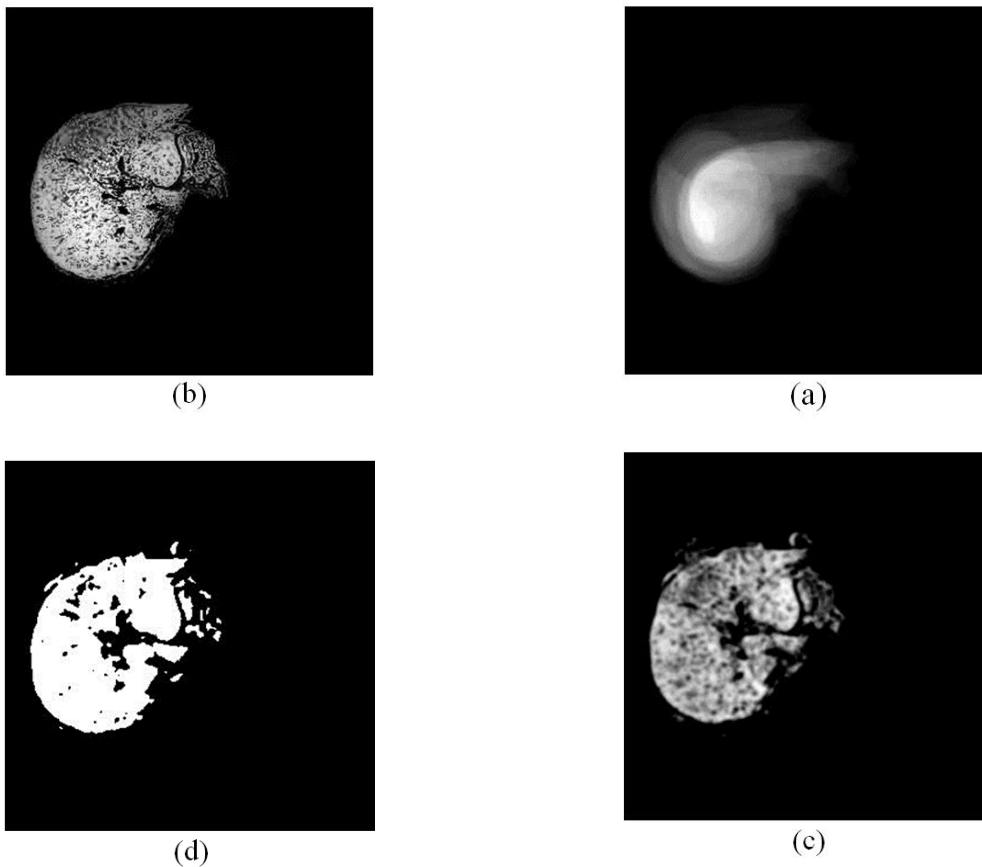
در این مقاله، فرایند بارش در منطقه در هر نقطه بر اساس احتمال متعلق بودن آن نقطه به کبد کنترل می‌شود، که با در نظر گرفتن هر دو سطح خاکستری و محل قرار گیری پیکسل‌ها در تصاویر MRI صورت می‌پذیرد. یک نقشه آماری کبدی (SLM) با شمارش تعداد تعلق هر نقطه به درون منطقه کبد در تصاویر MRI ناحیه‌بندی شده دستی ایجاد می‌شود. فرض

کنید T_i ، معرف i امین تصویر ناحیه‌بندی شده MRI به صورت دستی باشد که پیکسل‌های نمایانگر منطقه کبدی با علامت ۱ علامت گذاری شده باشند و بقیه پیکسل‌ها توسط ۰ و SR یک تصویری باشد که توقف بارش را تعیین می‌کند. تصاویر SLM و SR بر طبق معادله (۳) و معادله (۴) به ترتیب ایجاد می‌شوند.

$$SLM(x, y) = \frac{1}{500} \sum_{i=1}^{500} T_i(x, y) \quad (3)$$

$$SR(x, y) = \frac{255 \times p_L(I_t(x, y))}{\max_{0 \leq l \leq 255} [P_L(l)]} \times SLM(x, y)^{\gamma} \quad (4)$$

در حالی که $I_t(x, y)$ شدت پیکسل واقع شده در (x, y) در تصویر اصلی MRI و γ پارامتری است که به صورت تجربی معادل با 0.3 هستند. بارش در (x, y) ادامه می‌یابد تا زمانی که تعداد قطرات ریخته شده در آن پیکسل کمتر از میزان $SR(x, y)$ گردد.



شکل (۴): مراحل مختلف استخراج نواحی کاندید شده

۲-۲-۲- استخراج نواحی کبدی کاندید شده

پس از توقف فرآیند بارش در همه پیکسل‌های تصویر، میزان آب (WA) توسط معادله (۵) انجام می‌گیرد.

$$WA(x, y) = G(x, y) - I(x, y) \quad (5)$$

در حالی که $G(x, y)$ و $I(x, y)$ به ترتیب عکس قبل و بعد اعمال الگوریتم جریان آب هستند. میزان آب توسط معادله (۶) آستانه‌بندی می‌شود تا نواحی کبدی کاندید شده مشخص گردد.

$$CL(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{if } WA(x, y) \geq T \\ 0 & \text{if } WA(x, y) < T \end{cases} \quad (۶)$$

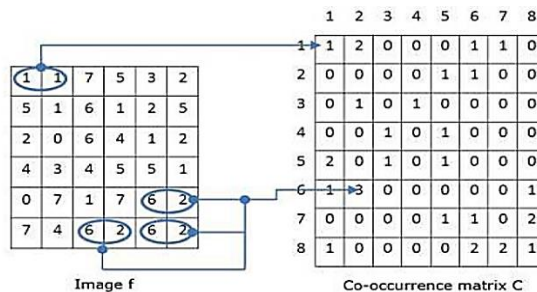
در این معادله T یک آستانه محاسبه شده با استفاده از الگوریتم Otsu می‌باشد که فاصله درونی بین دو کلاس را برای یافتن آستانه بهینه مقدار ۱۹ افزایش می‌دهد. شکل (۴) نشان می‌دهد که تصاویر SLM، SR، WA، و CL برای تصاویر MRI در شکل (۳-ا) نشان داده شده است.

۳-۲- کلاس‌بندی نواحی کاندید شده کبدی

هر ناحیه کاندید شده بعنوان کبد یا غیر کبد طبقه‌بندی می‌شود تا ناحیه‌بندی نهایی تصاویر MRI بدست آید. ابتدا نواحی به یک فضای ویژگی مناسب نگاشته می‌شوند و در نهایت به وسیله یک شبکه عصبی MPL طبقه‌بندی می‌گردند.

۳-۲-۱- استخراج ویژگی از نواحی کبدی کاندید شده

در این مرحله چند ویژگی مناسب از نواحی کبدی کاندید شده استخراج می‌شوند تا بتوان ناحیه کبد را از دیگر نواحی مرتبط با سایر ارگان‌ها متمایز نمود. ویژگی‌های بافت بوسیله ماتریس هم‌رخدادی سطوح خاکستری (GLCM) محاسبه می‌شوند، که اغلب بیان می‌کند چگونه پیکسل‌های جفت با یک مقدار آفست خاص در یک تصویر یا زیر تصویر رخ می‌دهند [۲۰]. شکل (۵) یک مثال از ساختار ماتریس هم‌رخدادی را نشان می‌دهد که در آن فاصله آفست و جهت به یک پیکسل و زاویه صفر تنظیم شده‌اند. عنصر (۱،۱) از GLCM یک می‌باشد زیرا آن عنصر فقط یک بار در تصویر اصلی که با f نامیده شده، رخ نموده است و عنصر (۶،۲) از GLCM ۳ می‌باشد زیرا سه رخداد از پیکسل‌ها با مقدار ۶ و ۲ در فاصله آفستی و جهت تعیین شده قرار گرفته‌اند. بقیه عناصر GLCM نیز به همین روش محاسبه شده‌اند.



شکل (۵): مثالی از تولید ماتریس هم‌رخدادی

در این مقاله، ماتریس GLCM برای هر ناحیه کبدی کاندید شده در جهت ۰ و ۹۰ درجه و فاصله آفستی از یک پیکسل، دو ماتریس GLCM حاصل شده میانگین‌گیری می‌شوند. قبل از آنکه ویژگی‌ها استخراج شوند ۵ ویژگی بافتی شامل شدت، انرژی، همگونی، همبستگی و آنتروپی [۲۰] با استفاده از ماتریس میانگین‌گیری شده GLCM، استخراج می‌شوند. در کنار ویژگی‌های بافت، سه ویژگی شامل انرژی سطح خاکستری (AGL)، متوسط میزان آب (AWA) و مساحت نواحی کبدی کاندیدی، محاسبه شدند. S_i مجموعه پیکسل‌های نماینده مرتبط با ناحیه کبدی کاندید شده i ام است. ویژگی‌های نام برده شده با روابط زیر محاسبه می‌شوند.

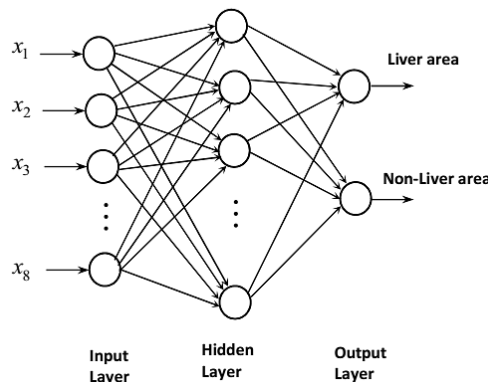
$$Area_i = \sum_{(x,y) \in S_i} 1 \quad (۷)$$

$$AGL_i = \frac{1}{Area_i} \sum_{(x,y) \in S_i} I(x, y) \quad (۸)$$

$$AWA_i = \frac{1}{Area_i} \sum_{(x,y) \in S_i} WA(x,y) \quad (9)$$

۲-۳-۲- طبقه‌بندی نواحی توسط MLP

هر ناحیه کبدی کاندید شده بوسیله ۸ ویژگی معرفی می‌گردد. در این تحقیق، با یک شبکه عصبی پرسپترون چند لایه (MLP) جهت طبقه‌بندی نواحی کاندید کبدی به دو کلاس ناحیه کبدی و ناحیه غیر کبدی، استفاده شده است. MLP به عنوان یکی از شبکه‌های عصبی محبوب برای اهداف کلاس‌بندی و رگرسیون شناخته می‌شود. این شبکه کار خود را به کمک مجموعه واحدهای پردازش ساده به هم متصل که نورون‌های مصنوعی نامیده می‌شوند، انجام می‌دهد. هر نورون مجموعه وزن‌دار ورودی‌ها و بایاس است که نتیجه آن با گذر از یک تابع تبدیل در خروجی تولید می‌شود. ارتباطها، خروجی نورون‌ها را به نقاط دیگر در لایه‌های بعدی منتقل می‌کند. بردار ورودی که لایه ورودی را تغذیه می‌کند با گذر از لایه‌های پنهان به لایه خروجی انتشار می‌یابد و بردار خروجی تولید می‌شود. شبکه MLP می‌تواند تابع ورودی - خروجی را مدل کند به طوری که وزن‌ها و بایاس‌های شبکه پارامترهای مدل می‌شوند. یک الگوریتم آموزش، ضرائب وزن‌ها و بایاس‌ها را تنظیم می‌کند به صورتی که رابطه کاری بین ورودی و خروجی با دقت بالایی مدل شود. در شبکه عصبی، آموزش متناظر با حداقل کردن تابع خطای اصلی شبکه است که بستگی به وزن‌ها و بایاس‌های شبکه دارد. الگوریتم پس-انتشار خطا یک الگوریتم آموزش بسیار خوب است که شامل دو فاز در سیکل آموزش خود می‌شوند. این الگوریتم ابتدا بردارهای ورودی را درون شبکه انتشار می‌دهد و سپس خروجی را بوسیله تغییر پارامترهای وزن و بایاس بهینه می‌کند. پس انتشار خطا بر اساس متد کاهش تدریجی بنا شده بطوریکه وزن و بایاس‌ها در جهت منفی کردن شیب تابع خطا حرکت می‌کنند. این تکنیک آموزش یک فرآیند تکرار شونده است و تا ارضا شدن شرایط، ادامه می‌یابد. با توجه به تحقیقات قبلی [۲۱] یک شبکه MLP سه لایه که از تابع تبدیل سیگنویید در لایه پنهانش (که دارای نورون‌های کافی است) استفاده می‌کند، هر رابطه مختلطی بین ورودی و خروجی‌ها را می‌تواند مدل کند. بنابراین ما یک شبکه سه لایه برای هدف طبقه‌بندی انتخاب می‌کنیم و به صورت تجربی نورون‌های لایه پنهان را تعداد ۱۲ تا تنظیم می‌کنیم. شکل (۶) ساختار شبکه مورد استفاده را نشان می‌دهد.

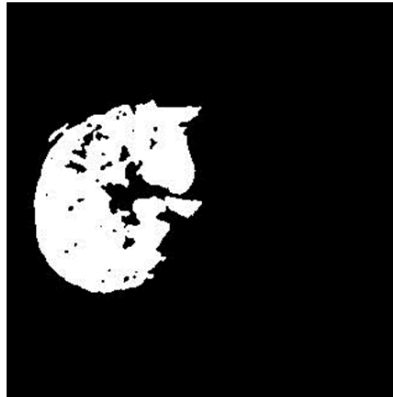


شکل (۶): ساختار شبکه عصبی مورد استفاده

نواحی کبدی کاندید شده از ۲۵۰ تصویر کبدی که توسط رادیولوژیست بر اساس تصاویر حقیقی مرجع ایجاد شده اند، برچسب‌گذاری شدند. ۲۶۱ ناحیه کبدی و ۲۵۳۱ ناحیه غیر کبدی جهت استفاده در آموزش شبکه MLP مشخص گردیده‌اند. مابقی تصاویر حقیقی مرجع برای ارزیابی شبکه و الگوریتم ناحیه‌بندی استفاده شدند. شبکه آموزش داده شده برای تست نواحی کبدی کاندید شده دقت ۹۸.۷٪ را نشان داد.

۴-۲- استخراج مرز کبد

برای استخراج مرز کبد، تصویری ایجاد می‌کنیم که در آن پیکسل‌های مربوط به ناحیه کبد برچسب یک و بقیه پیکسل‌ها برچسب صفر داشته باشند. تصویر باینری بدست آمده بوسیله عملگر مورفولوژی محصور با یک عنصر ساختاری شکل دیسک، حفره‌های باقیمانده در ناحیه کبد پر می‌شود و در نهایت مرز ناحیه سفید در تصویر، بوسیله فیلترهای میان‌گذر و عملگرهای مورفولوژی نرم شده است. شکل (۷) نتایج طبقه‌بندی نواحی کبدی و مرزهای کبدی استخراج شده را نشان می‌دهد.



(a)



(b)

شکل (۷): نتیجه روش پیشنهادی، (a) خروجی طبقه‌بندی، (b) مرز نهایی کبد

۳- نتایج شبیه‌سازی و مقایسه

الگوریتم ارائه شده به وسیله مجموعه تصاویر جمع آوری شده تست گردید. این دیتابیس شامل ۵۰۰ تصویر MRI با سایز ۳۲۰*۳۲۰ پیکسل است که از مرکز تصویربرداری بیمارستان نمازی شیراز گرفته شده است. ۲۵۰ تصویر MRI برای آموزش طبقه‌بندی استفاده شده و مابقی تصاویر برای ارزیابی و تست عملکرد الگوریتم ناحیه‌بندی کبد پیشنهادی، استفاده شد. معیارهای ارزیابی شامل شاخص شباهت، دقت و درستی [۱۰] که به صورت زیر تعریف می‌شوند، در ارزیابی الگوریتم استفاده گردیدند.

$$\text{Similarity index} = \frac{I_{\text{auto}} \cap I_{\text{man}}}{I_{\text{auto}} \cup I_{\text{man}}} \quad (10)$$

$$\text{Accuracy} = \frac{TP + TN}{N} \quad (11)$$

$$precision = \frac{TP}{TP + FP} \quad (12)$$

جایی که I_{man} و I_{auto} به ترتیب تصویر ناحیه‌بندی شده دستی و خودکار هست، TP تعداد پیکسل‌های کبد که درست برچسب زده شده است، TN تعداد پیکسل‌های غیر کبدی که درست برچسب زده شده است، FP تعداد پیکسل‌های غیر کبدی که غلط به عنوان پیکسل کبدی برچسب زده شده و تعداد کل پیکسل‌های تست تصویر را نشان می‌دهد.

نتایج روش ارائه شده با نتایج حاصل از سه الگوریتم ناحیه‌بندی دیگر که شامل ناحیه‌بندی کبد بوسیله بهینه‌سازی whale [10]، الگوریتم ناحیه‌بندی کبدی مبتنی بر مدل چند متغیره [4] و ناحیه‌بندی کبد بر اساس الگوریتم آبخیز و شبکه عصبی [12] می‌باشند، مقایسه گردید. دقت الگوریتم‌های مختلف در جدول (1) آورده شده است.

جدول (1): مقایسه روش پیشنهادی با سه روش دیگر

Method	Similarity index	Precision	Accuracy
Whale optimization [10]	0.94±0.06	0.91±0.03	0.92±0.04
Multi-variability [4]	0.92±0.03	0.88±0.06	0.90±0.02
Watershed[12]	0.90±0.05	0.87±0.03	0.89±0.04
Proposed method	0.96±0.03	0.93±0.06	0.97±0.04

نتایج شبیه‌سازی و ارزیابی روش معرفی شده کارآمدی خوبی را نشان می‌دهد و عملکرد بهتری نسبت به الگوریتم‌های ارزیابی شده دیگر دارد. از جمله دلایل مهمی که کارآمدی الگوریتم ارائه شده را نشان می‌دهد، استفاده از تصاویر MRI سه کاناله برای بهبود تصویر، بکارگیری یک تایع تبدیل جدید برای متمایز کردن پیکسل‌های کبد از دیگر پیکسل‌ها، استفاده از یک مدل جریان آب بهینه که در آن پروسه بارش باران بر اساس آگاهی نسبی درباره موقعیت آماری کبد و سطوح خاکستری‌اش کنترل می‌شود و در نهایت نواحی قابل اطمینان بوسیله شبکه عصبی طبقه‌بندی می‌شوند. طبقه‌بندی نواحی به جای اینکه پیکسل‌های منفک شده طبقه‌بندی شود منجر به نتایج قابل اطمینان و مقاوم‌تری نسبت به سایر کارها می‌شود.

۴- نتیجه‌گیری

بخش‌بندی کبد یک مشکل چالش برانگیز در سیستم تشخیص کامپیوتری است. در این مقاله، الگوریتمی مبتنی بر مدل بارش باران ارائه شده است. با در نظر گرفتن عملکرد توزیع احتمال پیکسل‌های کبد، ناحیه کبد را افزایش می‌دهد و با استفاده از مدل تطبیقی بارش باران، تصویر بهبود یافته را تقسیم می‌کند. بخش‌های کبدی کاندید شده بوسیله یک شبکه عصبی MLP با توجه به شرایط بافت، ناحیه و برخی از ویژگی‌های خاکستری سطح طبقه‌بندی می‌شوند. از آنجا که بخش‌ها به جای طبقه‌بندی پیکسل‌ها طبقه‌بندی می‌شوند، الگوریتم نتایج قوی ارائه می‌دهد. نتایج تجربی برتری الگوریتم پیشنهادی را در مقایسه با الگوریتم‌های ارزیابی شده نشان داد.

References

مراجع

- [1] A. Bereciartua, A. Picon, A. Galdran, and P. Iriondo, "3D active surfaces for liver segmentation in multisequence MRI images", *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, vol. 132, pp.149-160, 2016.
- [2] L. Massotier and S. Casciaro, "Fully automatic liver segmentation through graph-cut technique", *29th Annual international conference of the IEEE engineering in medicine and biology society*, pp. 5243-5246, 2007.
- [3] H.S. Prasantha, H.L. Shashidhara, K.N.B. Murthy and L.G. Madhavi, "Medical image segmentation", *International Journal on Computer Science and Engineering*, vo. 2, no. 4, pp.1209-1218, 2010.

- [4] M.A. Lebre, A. Vacavant, M. Grand-Brochier, H. Rositi, R. Strand, H. Rosier, A. Abergel, P. Chabrot and B. Magnin, "A robust multi-variability model based liver segmentation algorithm for CT-scan and MRI modalities", *Computerized Medical Imaging and Graphics*, vol. 76, pp.101635, 2019.
- [5] V. Sojar, D. Stanisavljević, M. Hribernik, M. Glušič, D. Kreuh, U. Velkavrh and T. Fius, "Liver surgery training and planning in 3D virtual space", *In International Congress Series*, vol. 1268, pp. 390-394, 2004.
- [6] F. López-Mir , V. Naranjo, J. Angulo, M. Alcañiz and L. Luna, "Liver segmentation in MRI: A fully automatic method based on stochastic partitions", *Computer methods and programs in biomedicine*, vol. 114, no. 1, pp.11-28, 2014.
- [7] O. Gloger, J. Kühn, A. Stanski, H. Völzke and Ralf Puls, "A fully automatic three-step liver segmentation method on LDA-based probability maps for multiple contrast MR images", *Magnetic Resonance Imaging*, vol. 28, no. 6, pp.882-897, 2010.
- [8] H. Liu, P. Tang, D. Guo, H. Liu, Y. Zheng and G. Dan, "Liver MRI segmentation with edge-preserved intensity inhomogeneity correction", *Signal, Image and Video Processing*, vol. 12, no. 4, pp.791-798, 2018.
- [9] S. Said, A. Mostafa, E.H. Houssein, A.E Hassanien and H. Hefny, "September. Moth-flame optimization based segmentation for MRI liver images", *In International Conference on Advanced Intelligent Systems and Informatics*, pp. 320-330, Springer, 2017.
- [10] A. Mostafa, A.E. Hassanien, M. Houseni, and H. Hefny, "Liver segmentation in MRI images based on whale optimization algorithm", *Multimedia Tools and Applications*, vol. 76, no. 23, pp.24931-24954, 2017.
- [11] H.T. Huynh, I. Karademir, A. Oto and K. Suzuki, "Liver volumetry in MRI by using fast marching algorithm coupled with 3D geodesic active contour segmentation", *In Computational Intelligence in Biomedical Imaging*, Springer, New York, pp. 141-157, 2014.
- [12] H. Masoumi, A. Behrad, M.A. Pourmina and A. Roosta, "Automatic liver segmentation in MRI images using an iterative watershed algorithm and artificial neural network", *Biomedical signal processing and control*, vol. 7, no. 5, pp.429-437, 2012.
- [13] Z. Yuan, Y. Wang, J. Yang and Y. Liu, "A novel automatic liver segmentation technique for MR images", *In 2010 3rd International Congress on Image and Signal Processing*, IEEE, pp. 1282-1286, 2010.
- [14] O. Gloger, K. Toennies and J.P. Kuehn, "Fully automatic liver volumetry using 3D level set segmentation for differentiated liver tissue types in multiple contrast MR datasets", *In Scandinavian Conference on Image Analysis*, pp. 512-523, Springer, Berlin, Heidelberg, 2011.
- [15] C. Platero, M. Gonzalez, M.C. Tobar, J.M. Poncela, J. Sanguino, G. Asensio and E. Santas, "Automatic method to segment the liver on multi-phase MRI", *In 22nd International Congress and Exhibition on Computer Assisted Radiology and Surgery (CARS)*, 2008.
- [16] T. Takenaga, S. Hanaoka, Y. Nomura, M. Nemoto, M. Murata, T. Nakao, S. Miki, T. Yoshikawa, N. Hayashi and O. Abe, "Four-dimensional fully convolutional residual network-based liver segmentation in Gd-EOB-DTPA-enhanced MRI", *International journal of computer assisted radiology and surgery*, vol. 14, no. 8, pp.1259-1266, 2019.
- [17] I.K. Kim, D.W. Jung and R.H. Park, "Document image binarization based on topographic analysis using a water flow model", *Pattern Recognition*, vol. 35, no. 1, pp.265-277, 2002.
- [18] H.H. Oh, K.T. Lim and S.I. Chien, "An improved binarization algorithm based on a water flow model for document image with inhomogeneous backgrounds", *Pattern Recognition*, vol. 38, no. 12, pp. 2612-2625, 2005.
- [19] N. Otsu "A threshold selection method from gray-level histograms", *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*, vol. 9, no. 1, pp.62-66, 1979.
- [20] R.M. Haralick, K. Shanmugam and I.H. Dinstein, "Textural features for image classification", *IEEE Transactions on systems, man, and cybernetics*, vol. SMC-3, no. 6, pp. 610-621, Nov. 1973.
- [21] M.T. Hagan, H.B. Demuth and M. Beale, "Neural network design", PWS Publishing Co, 1997.