

معالجة البيانات وتحليلها

Data Processing And Analysis

Prof. Yue Wang

Prof. Chris Wyatt

Prof. Yu-Ping Wang

Prof. Matthew T. Freedman

Prof. Murray Loew

بروفيسر يو وانج

بروفيسر كريس وايت

بروفيسر يو بينج وانج

بروفيسر ماثيو فريدمان

بروفيسر موراي لوف

٣٢٠ (٧،١) مقدمة

٣٢١ (٧،٢) تحسين الصور الطبية

(٧،٢،١) طرق النطاق المساحي باستخدام العمليات على البكسل

(٧،٢،٢) العمليات الموضعية

(٧،٢،٣) طرق النطاق ترددي

(٧،٢،٤) طرق النطاق المويجي

(٧،٢،٥) تقييم تحسين الصور

٣٣٠ (٧،٣) تجزئ الصور الطبية

(٧،٣،١) الشدة والنسيج

(٧،٣،٢) الحواف

(٧،٣،٣) النماذج الهندسية

٣٣٩ (٧،٤) استخلاص خواص الصور الطبية

(٧،٤،١) استخلاص الخواص خلال الفراغ أو المساحة، والزمن، والتردد

(٧،٤،٢) وصف واختيار الخواص	
(٧،٤،٣) تطبيقات استخلاص الخواص	
(٧،٥) تفسير الصور الطبية	٣٤٦
(٧،٥،١) كيف يعمل أخصائي الأشعة	
(٧،٥،٢) البحث، والكشف، والوصف، والتشخيص	
(٧،٥،٣) تحويل البيانات إلى معلومات	
(٧،٥،٤) توصيات ما بعد التشخيص	
(٧،٦) الملخص	٣٥٨
(٧،٧) تمارين	٣٥٩
(٧،٨) المراجع	٣٦٠

(٧،١) مقدمة

لقد أصبحت معالجة الصور الحيوية الطبية وتحليلها مركبة أساسية في الأبحاث الحيوية الطبية والتطبيقات العلاجية. لكي تكشف عن مرض معين وتشخصه، فإنه من الضروري للمعالج أن يطبق آخر تقنيات معالجة البيانات وتحليلها. نتيجة طبيعة البيانات الحيوية الطبية المتاحة أو حجمها، فإن العلامات المبكرة أو الخفية للأمراض يُمكن ألا يتم كشفها أو يُمكن تفسيرها خطأ. لكي نتجنب هذا القصور في الدقة، فإن باحثي الطب الحيوي والمعالجين قد اتجهوا إلى الاعتماد على تقنيات معالجة وتحليل البيانات المتقدمة وعلى البرمجيات.

لقد نسجت طرق معالجة وتحليل البيانات الحيوية الطبية في نسيج أو قماش مجتمعات معالجة الإشارات وتحليل الأنماط. في البداية، تم النظر لهذه الجهود في هذا التخصص كتطبيق لطرق تحليل البيانات والرؤية بالحاسب على هذه المجموعات من البيانات المثيرة للاهتمام على الرغم من ذلك فإنه على مدى العقدين أو الثلاثة الأخيرة فقد قدمت هذه الطبيعة الفريدة للمشكلة من خلال هذا التخصص؛ مما أدى إلى تطوير نظم حديثة خاصة بهذا التخصص.

التركيز هنا في الفصل السابع سيكون على معالجة البيانات وتحليلها. إنه مرجعاً ضرورياً وأساسياً ذلك الذي يحتوي تفاصيل الطرق الأساسية، والتقنيات، والوسائل التي تحسن من جودة إظهار وتفسير البيانات الحيوية الطبية وأيضاً دعم الكشف الكمي والقرار التشخيصي. هذه المعلومات تم تقديمها عن طريق المؤلفين المشاركين، الذين هم في مقدمة متخصصي معالجة البيانات الحيوية الطبية وتحليلها. يعرض هذا الجزء المكثف طرقاً تحليلية مثل تحسين

الصور الطبية، وتقسيم الصور الطبية، واستخلاص الخواص من الصور الطبية، والتشخيص بمساعدة الحاسب، والقرارات الطبية التي يتخذها المعالجين والمدعمة بالبيانات.

(٧،٢) تحسين الصور الطبية

نتيجة المقدرة المحدودة لنظم العرض، وضوضاء الصور المرئية، وعوامل عديدة أخرى، فإن الصور الطبية المكتسبة تعاني من جودة فقيرة. يقصد بتحسين الصورة الخطوات التي تستخدم لتغيير مظهر الصورة أو جزء منها بغرض الحصول على تباين أفضل أو العرض الأفضل لخواص معينة فيها ولتسهيل التشخيص الطبي التالي المعتمد على هذه الصور الطبية. فمثلاً، في صور الثدي بأشعة إكس (الماموجرام) لتشخيص سرطان الثدي، يتم في العادة استخدام طرق تحسين الصور لتحسين رؤية التكتلات microcalcifications، والكتل، والأنسجة الناعمة. إن التصميم الجيد لنظام لتحسين الصور يجب أن يأخذ في الاعتبار الخواص المعينة للصور الطبية وأن يفهم جيداً خطوات التصوير في أي نظام من نظم التصوير الطبي. في تصوير المخ باستخدام صور أشعة إكس المقطعية بالحاسب computed tomography, CT، فإن الهيكل العظمي والأنسجة الناعمة تظهر بتباين وخواص هندسية مختلفة، بينما في التصوير المقطعي بالانبعاث البوزيتروني PET (1)، positron emission tomography، للمخ فإنه تكون هناك معلومات هيكلية أقل. لذلك؛ فإن خوارزميات الترشيح يجب أن تكون مختلفة لتحسين تباين الأنسجة الناعمة وتحسين الهياكل التشريحية. مثلاً آخر في التصوير الميكروسكوبي، حيث يتم اكتساب الصور في العادة عند مستويات بؤرية مختلفة وعند فترات زمنية وقنوات طيفية مختلفة، في هذه الحالة فإن تصميم خوارزم التحسين يجب أن يأخذ في الاعتبار مميزات هذه المعلومات المتعددة الأبعاد.

هناك العديد من خوارزميات تحسين الصور المختلفة المتاحة في العادة يتم تصنيفها إلى نوعين: طرق معتمدة على النطاق المساحي وأخرى معتمدة على النطاق التحويلي. تشمل طرق النطاق المساحي على عمليات على كل الصورة أو منطقة موضعية تعتمد على إحصائيات الصورة. عمليات تكافؤ المخطط البياني Histogram، ومتوسط الصورة، وشحذ أو زيادة حدة الصورة باستخدام عمليات الكشف عن الحواف والعمليات على الشكل أو المورفولوجيا، ومرشح الوسط غير الخطي، كلها تنتمي إلى هذا النوع من الطرق النوع الآخر من هذه الطرق هو طرق النطاق التحويلي، لأن العمليات على الصور يتم إجراؤها في النطاق التحويلي، كما هو الحال في نطاق تحويل فورير والتحويل المويجي طرق النطاق ترددي تسهل عملية استخلاص خواص معينة للصورة لا يمكن استنتاجها من النطاق المساحي. يستطيع الشخص أن يتعامل مع معاملات التحويل في النطاق ترددي وبعد ذلك يسترجع الصورة في النطاق المساحي لإظهار محتويات الصورة المهمة كواحد من تحويلات الصورة القوية، فقد استخدمت

طرق التحويل المويجفي السنوات الأخيرة لتحليل الصور الطبية. سنقدم هنا العديد من الطرق المويجفية لتحسين تباين الصورة. في النهاية، سنشرح كيف نقيم أداء خوارزميات التحسين المختلفة ونستخدم تحسين صورة كروموزومية كمثال للمقارنة بين الطرق المختلفة لتحسين الصورة.

(٧،٢،١) طرق النطاق المساحي باستخدام العمليات على البكسل

عندما يكون جهاز العرض له مدى محدود من المستويات الرمادية التي تتم عليها رؤية خواص الصورة، فإنه يُمكن استخدام طريقة شاملة لضبط كل بكسلات الصورة للتأكد من أن الخواص موضع الاهتمام في الصورة تقع في مدى الرؤية لجهاز العرض يطلق على هذه الطريقة أيضاً طريقة مد أو امتداد أو توسيع مدى التباين (2). فمثلاً، إذا كانت I_1 و I_2 تحددان مدى مستويات الشدة موضع الاهتمام، فإنه يُمكن استخدام تحويل تدريجي لتحويل شدة الصورة f إلى الشدة g والتي لها المدى 0 حتى I_{max} كالآتي: $g = \frac{I-I_1}{I_2-I_1} \cdot I_{max}$. هذا التحويل يعتبر امتداداً أو توسيعاً خطياً (2، 3). يوجد هناك عدد من العمليات المتصلة وغير الخطية على البكسلات. في العادة تستخدم عمليات وزن أو تدريج شدة الصورة لتوسيع التباين، وللقص، ومعايرة جهاز العرض، والخ. حيث إنه لا توجد أي معلومات مسبقة تحدد مستويات الشدة المفيدة، فإنه من المقيد أن نوزع معلومات الشدة بانتظام على كل مستويات الشدة المتاحة، هذه الطريقة تُسمى مكافئة المخطط الإحصائي histogram equalization (2).

عندما يكون هناك أكثر من صورة متاحة، فإن متوسط الصورة يعتبر طريقة بسيطة لتحسين نسبة الإشارة للضوضاء. فمثلاً، في التصوير الميكروسكوبي، فإنه يتم الحصول على صور متعددة عند مستويات بؤرية مختلفة. بالنسبة للصور المتحركة، فإن صور نفس المنظر أو نفس المشهد يتم اكتسابها عند نقاط زمنية مختلفة (3). هذه الصور المتعددة يُمكن تسجيلها بطريقة مناسبة وعمل متوسط لها لتقليل الضوضاء. يتم إجراء طرح الصور عند الحصول على صورتين لنفس الهدف عند ظروف تصويرية مختلفة وبينهما تشابه كبير. إن طرح الصور سيحسن الفروق بين الصورتين، ومن التطبيقات على ذلك طرح أو تحسين الخلفية. في الصور الميكروسكوبية للكروموزومات البشرية، فإن الصور تبطل أو تفسد نتيجة التغير البطيء في نمط ظل الخلفية. في هذه الحالة يُمكن تحريك منصة الميكروسكوب للحصول على صورة أو مجال خالي من الكروموزومات واستخدام هذه الصورة كخلفية، بعد ذلك يتم طرح صورة الخلفية من الصورة التي تحتوي على الكروموزومات للتخلص من الظل.

(٧،٢،٢) العمليات الموضعية

حيث إن خواص الصورة تتغير عند البكسلات المختلفة، فإن عمليات الترشيح المساحي يتم إجراؤها في العادة على منطقة الجوار للموضع. كمثال على الترشيح الموضعي عملية تكافؤ المخطط الإحصائي أو الهستوجرام الموضعي، والتي يتم الحصول عليها عن طريق تعديل تكافؤ الهستوجرام (2). إن عملية تكافؤ الهستوجرام الموضعي

تكيف طريقة تكافؤ هستوجرام من الصورة كلها إلى مساحات صغيرة ومتداخلة في الصورة ((١))، والتي تأخذ في الاعتبار الخواص الموضعية للصورة، وعلى ذلك فإن هذا الترشيح غير الخطي يحتاج إلى حسابات مكثفة هناك عدد من التغيرات على تحويلات هستوجرام التي تأخذ في الاعتبار الخواص الموضعية (4) للصورة. تحويل هستوجرام الموضعي يتم إجراؤه بالاعتماد على الانحراف المعياري الموضعي. لقد تم أيضاً استخدام تكافؤ هستوجرام معتمداً على التحويل المويجي لتحسين صور الموجات الصوتية للمعدة (5).

يعتبر مرشح العدد المتوسط واحد من المرشحات غير الخطية جيدة الاستخدام التي تستبدل المستوى الرمادي الأصلي للبكسل بالعدد المتوسط للقيم الرمادية للبكسلات في منطقة مجاورة محددة حول هذه البكسل. يطلق أيضاً على مرشح العدد المتوسط بأنه مرشح الترتيب المحدد (3) لأنه يعتمد على الإحصاءات المستنتجة من ترتيب عناصر المجموعة بدلاً من أخذ متوسط هذه المجموعة. يشتهر هذا المرشح بأنه يقلل الضوضاء بدون التأثير الضبابي على حواف الصورة. (6) يعتمد تأثير تقليل الضوضاء (2) لمرشح العدد المتوسط على عاملين: الامتداد المساحي لمنطقة الجوار وعدد البكسلات المشتملة في حساب العدد المتوسط. يُمكن استخدام منطقة جوار متكيفة للحفاظ على حواف الصورة مع تنعيم الضوضاء. في حالة الترشيح مع استخدام المنطقة المتكيفة، فإن المنطقة المتمركزة حول بكسل معينة يتم زيادتها حتى يتم الوصول إلى معيار معين مسبق التحديد. طريقة الحساب الشكلي تعتبر طريقة أخرى للعمليات غير الخطية، حيث يتم تمثيل المرشح كاتحاد من عمليتين بسيطتين على المجموعات: عملية التمدد أو التوسع وعملية التآكل. اعتماداً على خواص المرشح الشكلي، فقد تم تصميم خواريزم لتحسين تجزئ واستخلاص المساحات المشكوك فيها من صور الماموجرام. (7) يتم أيضاً استخدام المرشحات الشكلية بالتعاون مع المحيط الفعال للاستخلاص الآلي للأهداف الغريبة في صور المخطط الإشعاعي (8).

في العادة يتم استخدام قناع التخلص من الحدة لزيادة حدة حواف الصور. تشتمل هذه الطريقة من الترشيح على ضرب الالتفافي للصورة مع مرشح معين مثل قناع الترشيح العالي التردد. في العادة يتم التعبير عن عملية قناع تقليل الحدة كما يلي:

$$g(x,y)=f(x,y)+\lambda e(x,y) \quad \text{المعادلة رقم (٧.١)}$$

حيث $\lambda > 0$ ، و $e(x,y)$ تؤخذ دائماً على أنها تدرج الصورة. إن هذه العملية تكافئ إضافة المعلومات التدرجية إلى الصورة. من دوال التدرج الشائعة الاستخدام مرشح لابلاس Laplac المقطع (6). مرشحات تدرج أخرى مثل مرشح سوبيل Sobel يُمكن استخدامها لحساب التدرج من الدرجة الأولى في الاتجاهين x و y . المرشحات الاتجاهية

مثلاً يمكن (9) استخدامها لاستخلاص المعلومات الاتجاهية في الصورة لزيادة حدة الحواف في اتجاه معين. أمثلة على استخدام المعلومات التفاضلية الموضعية لتحسين الصور الطبية يُمكن الرجوع إليها في المراجع (10-12).

(٧،٢،٣) طرق النطاق ترددي

في الكثير من الأحيان يكون الترشيح في النطاق الترددي أكثر وضوحاً وبساطة عنه في النطاق المساحي عند تقليل الضوضاء؛ وذلك لأن الضوضاء يُمكن تحديدها بسهولة في النطاق الترددي عند تحويل الصورة إلى نطاق فورير، فإن مركبات الترددات المنخفضة تقابل في العادة المناطق الناعمة أو الهياكل الضبابية في الصورة، بينما تمثل مركبات الترددات العالية تفاصيل الصورة، والحواف، والضوضاء. ولذلك؛ فإنه يُمكن تصميم مرشح تبعاً للمركبات الترددية للصورة لتنعيم الضوضاء أو التخلص منها. (1،13) في العادة، يقوم المرشح المنفذ للترددات المنخفضة بتنعيم الصورة عن طريق إضعاف مركبات الترددات العالية، وأما الترشيح المنفذ للترددات المرتفعة فإنه يؤكد أو يوضح حواف الصورة والتفاصيل الحادة فيها عن طريق إضعاف مركبات الترددات المنخفضة. يعتبر مرشح وينر Wiener مرشحاً مثالياً مستنتجاً تحت شرط أقل متوسط لمربع (1،3،6) الخطأ عندما تكون الصورة عبارة عن مجموع الصورة والضوضاء الثابتة $g(x,y)=f(x,y)+n(x,y)$ ، حيث تم افتراض أن الضوضاء تكون بيضاء طيفياً ولها متوسط يساوي صفراً ومتوسط تفاوت مقداره σ ، ويتم استنتاج مرشح وينر كما يلي (2):

$$H(u,v) = \frac{P_f(u,v)}{P_f(u,v)+\sigma^2} \quad \text{المعادلة رقم (٧،٢)}$$

حيث P_f هي قدرة طيف الإشارة. هناك حدود لمرشح وينر (3). إذا كانت الإشارة عبارة عن تحقيق لعملية غير جاوسية non-Gaussian مثل الصور الطبيعية، فإن المخمنات أو المقدرات غير الخطية تتفوق على مرشح وينر في هذه الحالة. يوجد عدد من المتغيرات لمرشح وينر عند افتراض التغيرات في الخواص المساحية في الإشارة والضوضاء (2) إحدى الطرق لجعل المرشح متغيراً مساحياً يكون عن طريق استخدام نموذج متغير مساحياً وموضعياً لمعامل الضوضاء σ_n . هذا المرشح يتغير من بكسل لأخرى أحد أشكال هذا المرشح هو مرشح وينر المتكيف مع الضوضاء المقترح عن طريق Lee et al (14)، والذي يضع نمودجا للإشارة كعملية ثابتة أو ساكنة. يُمكن تمثيل هذا المرشح كما يلي:

$$\tilde{f}(x,y) = (g(x,y) - m_f(x,y))(X,y) + \frac{\sigma_f^2(x,y)}{\sigma_f^2(x,y) + \sigma_n^2(x,y)} m_f \quad \text{المعادلة رقم (٧،٣)}$$

حيث m_f هي المتوسط الموضعي للإشارة f ، و σ_f^2 هي التفاوت الموضعي للإشارة. هذا المرشح يشابه ترشيح تخفيف الحدة كما في المعادلة رقم (٧،١).

يتعلق مرشح وينر بالإحصائيات من الدرجة الثانية لصورة الدخل. عن طريق إدخال بعض من عدم الخطية في الصورة، فإنه يُمكن التغلب على بعض الحدود أو القصور (15). لقد اقترح كل من Silverman و Abrmatic مرشحاً عبارة عن تركيبة خطية من مرشح وينر الساكن H وخريطة الوحدة كما يلي:

المعادلة رقم (٧.٤)

$$H_a = H + (1 - \alpha)(1 - H)$$

المرشح المتكيف المعدل يساوي مرشح وينر عندما $\alpha = 1$ ، وعندما $\alpha = 0$ فإن المرشح يصبح خريطة وحدة. من دراسات نظام الرؤية البشري، فقد قدم Knutsson et al مركبة متباينة في نموذج Abramatic و Silverman كما يلي [16]:

المعادلة رقم (٧.٥)

$$H_{a,\gamma} = H + (1 - \alpha)(\gamma + (1 - \gamma)\cos^2(\varphi - \theta))(1 - H)$$

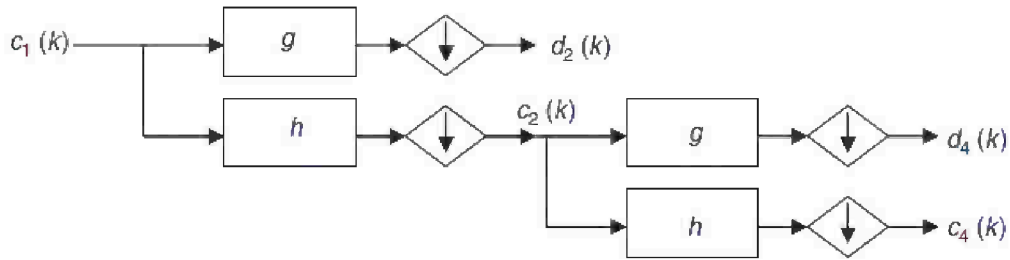
حيث المعامل γ يتحكم في درجة التباين، و φ هي زاوية الاتجاه للمرشح، و θ تحدد الهيكل الموضعي للصورة. كان المرشح أكثر اتجاهية، وكلما كانت قيم γ أصغر، كلما كان المرشح أكثر تبايناً. الاتجاه الموضعي ومستوى التباين يُمكن تقديرهما باستخدام تحويل هلبيرت Hilbert transform الثلاثي الاتجاه دالة الوزن $\cos 2(\varphi - \theta)$ تم وضعها لخواصها التوافقية، وتم تنفيذ مرشح التباين المتجه كمرشح اتجاهي عن طريق Freeman and Adelson (9).

(٧،٢،٤) طرق النطاق المويجي

الإدراك البصري البشري يحدث عند عدة مستويات؛ وبالتالي فإن حواف أي صورة يُمكن استخلاصها من لابلاس على عمليات جاوس Laplacian of Gaussian operators كما هو مفترض عن طريق Maar-Hildreth (6). لقد تم تطوير الموجات في الرياضيات التطبيقية لتحليل الصور ذات الهياكل متعددة الدرجات (17). تختلف الدوال الموجية عن التحويلات الأخرى مثل تحويل فورير لأنها ليست فقط تقطع أو تشرح الإشارات إلى مركباتها الترددية ولكنها أيضاً تغير في الدرجة التي يتم تحليل المركبات الترددية عندها. كنتيجة على ذلك، فإن الموجات تكون مناسبة بصورة استثنائية لتطبيقات مثل ضغط البيانات، وتقليل الضوضاء، والكشف عن التميز أو التفرد في الإشارات. إن القابلية للتعامل مع تدرج متغير للدالة عند تعاملها مع الترددات المختلفة يجعل الموجات أفضل ملائمة للتعامل مع الإشارات ذات التغير الصدمي أو التوتني أو التي بها عدم اتصال عن التحويلات العادية مثل تحويل فورير. لقد تمت دراسة تطبيق الموجات في تحسين الصور الطبية بكثافة كبيرة سنقدم هنا نوعين من التحويلات الموجية وخوارزمات التحسين المعتمدة على هذه التحويلات. إن استخدام تحويلات الصورة الأخرى مثل القابلية للتوجه (9) ومرشح جابور Gabor (18) يُمكن إيجادها في مراجع أخرى.

رياضياً، فإنه باستخدام التحويلات الموجية يُمكن تحليل الإشارة إلى مركبات منخفضة التردد وعالية التردد عند تدريجات زوجية $2j$ الشكل رقم (٧،١) يبين تحويل موجي متعامد/ثنائي التعامد نموذجي. إنها تستخدم مرشحات منفذة للترددات المنخفضة وأخرى منفذة للترددات العالية $\{h\}$ و $\{g\}$. (17) بعد كل مستوى من التحليل فإن عدد معاملات الموجات تصبح نصف معاملات التحليل السابق، كما أن مركبات المرور المنخفض والمرور العالي للصورة تكون محتواة في المعاملات $\{c\}$ و $\{d\}$ على التوالي.

هناك عائلة أكثر عمومية من الموجات المناسبة لتحسين الصور وهي التحويلات أو الإطارات الموجية غير المتعامدة، ولقد اقترح كل من Mallat و Zhong (١٩) عائلة من التحويلات الموجية غير المتعامدة. يُمكن استخلاص معلومات الحواف من العبور الصفري و/أو القيمة العظمى للتحويل الموجي (20). هذه التحويلات الموجية لا تتغير بالتقل كما أنها تتفوق على التحويلات الموجية المتعامدة، حيث أنها تقلل التأثير الاهتزازي أو الرنيني عند الحواف. هناك عائلة أكثر عمومية من التحويلات الموجية التفاضلية تم اقتراحها. (21، 22) إذا حددنا التنعيم والمحول الموجي لصورة f على $S_{2j}f$ و $W_{2j}f$ ، فإنه يُمكننا حساب التحويل الموجي باستخدام خواريزم سريع كما يلي:



الشكل رقم (٧،١) التحليل الموجي الهرمي المتعدد التحديدية عند مستويين.

المعادلة رقم (٧،٦)
$$\begin{cases} S_{2j}f = S_{2^{j-1}}f * h_{12^{j-1}} \\ W_{2j}f = S_{2^{j-1}}f * g_{12^{j-1}} \end{cases}, 1 \leq j \leq J$$

حيث $\{h\}$ و $\{g\}$ هي المرشحات المنخفضة التمرير والعالية التمرير، و 2^{j-1} هي عملية زيادة معدل أخذ العينات أو العينة عن طريق وضع 2^{j-1} من الأصفار بين كل عينتين في المرشح. قيم هذه المرشحات يُمكن الحصول عليها من وانج Wang (21).

يُمكن التعامل مع معاملات التحويل الموجي عن طريق تكبير هذه المعاملات لتحسين الإشارات ذات الثقة أو الصحيحة بينما يضعف من الضوضاء. إن تعديل المعاملات الموجية ينتج عنه نقل غير خطي من معاملات التحويل

الموجي x إلى قيم جديدة، وإن دوال التشبع الحاد والتشبع الناعم المفترضه عن طريق Donoho و Johnstone (23) تقوم بهذه المهمة غير الخطية. فمثلاً دالة التشبع الناعمة تعطى كما يلي:

$$\theta(x) = \begin{cases} x - T, & \text{if } x \geq T \\ x + T, & \text{if } x \leq -T \\ 0, & \text{if } |x| \leq T \end{cases}$$

المعادلة رقم (٧,٧)

حيث القيمة التشبعية T يتم اختيارها في العادة لتكون $T = \sigma\sqrt{1g_2N}$ حيث N هي طول الإشارة. المعاملات أقل من T أو أعلى من $-T$ يتم اختصارها إلى القيمة صفر تقريباً.

في العادة يتم تطبيق معادلة التشبع (٧,٧) على نطاق التحويل الموجي المتعامد/ثنائي التعامد إن التحويل الموجي الثابت كالموجود في المعادلة رقم (٧,٦) يكون في العادة أكثر تفضيلاً (20) إن تفسير خطوات التحويل الثابت تقلل من تأثير التموجات عند تقدير الإشارات غير المستمرة. هناك العديد من طرق التحسين (24، 25، 26) تم اقتراحها اعتماداً على التحويلات غير المتعامدة إن دوال التحويل المختلفة المستخدمة في هذه الطرق تتفاعل كما لو كانت أفنعة لتقليل الحدية المتعددة التدرج.

إن التحويل الموجي التفاضلي (المعادلة ٧,٦) تسهل عملية استخلاص الحواف عند التدرجات المتعددة حيث إن نماذج الحواف يتم تصحيحها مساحياً، فقد تم استخدام هذه الخاصية لتحديد الحواف وبالتالي تكبيرها. لقد تم استخدام عمليات ضرب متعددة التدرج على مستوى النقطة multiscale point-wise products, MPP لقياس علاقة ما بين التدرج. (27) الـ MPP يتم تحديدها كما يلي:

$$P_k(n) = \prod_{j=1}^k W_{2j} f(n)$$

المعادلة رقم (٧,٨)

حيث $\{W_{2j}f\}$ هي التحويلات الموجية المحددة في المعادلة (٧,٦). هذا المعيار قد تم استخدامه للكشف عن، وتحديد (28)، وتقليل الضوضاء (19)، وترشيح صور الرنين المغناطيسي magnetic resonance images, MRIs (29). في الحقيقة، قبل مجيء التحويل الموجي، فإن الـ MPP قد تم استخدامها لتحسين قمم الإشارات متعددة التدرج مع قمع الضوضاء عن طريق العلاقة متعددة التدرج للإشارات المطلوبة (30). حيث إن القيم العظمى للـ $W_{2j}f(n)$ تميل للانتشار خلال التدرجات نتيجة وجود الحواف في الإشارة $f(n)$ ، بينما لا تتأثر القيم العظمى الناتجة عن الضوضاء، فإن $P_k(n)$ تعيد تقوية أو تحسين استجابة الإشارة بدلاً من الضوضاء. تحليل نماذج الحواف توضح أن الضرب متعدد التدرج لديه قابلية ذاتية لقمع الصدمات المنفردة والضيقة بينما يحافظ على استجابة الحواف عند التدرجات المختلفة. (27) هناك تحليل تفصيلي لدالة توزيع الاحتمال للـ MPP يمكن أيجادها في مرجع Sadler and Swami (28).

اعتماداً على هذه الملاحظة، فقد اقترحنا دالة التحويل التالية باستخدام الـ MPP كـ معيار لتعديل المعاملات الموجية (27):

$$\theta(x) = \begin{cases} \lambda x, & \text{if } |x| \geq \mu \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

المعادلة رقم (٧.٩)

حيث λ ثابت يُمكن ضبطه بالمقابل للتدرج، واختيارها يُمكن أن يكون له درجات مختلفة للتحسين. يُمكن للمستخدم أن يضع المعامل التشبعي μ ، حيث القيم المرتفعة للـ μ ينتج عنها تأثيرات عالية على الضوضاء، والعكس. إن اختيار قيمة μ تعتمد على مستوى الضوضاء في الصورة، والذي يتشابه مع طريقة التشبع الحادة التي استخدمها Coifman and Donoho (20).

(٧،٢،٥) تقييم تحسين الصور

إن تقييم تحسين التباين يكون في العادة صعباً حيث لا يوجد مقياساً عاماً ليحدد الأداء الوصفي أو الموضوعي لخوارزم التحسين. (31) غالباً يعرف التباين على أنه الفرق في الإضاءة المتوسطة بين الهدف والوسط المحيط به. هناك العديد من المقاييس للتباين. مثلاً، في التعريف المقترح عن طريق Gordon and Rangayyan (32)، فإن التباين الموضوعي يعرف على أنه الفرق في القيم المتوسطة في نافذتين مستطيلتين متمركزتين حول بكسل معينة. بالتحديد يعرف التباين $c(x,y)$ كما يلي:

$$c(x,y) = \frac{|p-a|}{|p+a|}$$

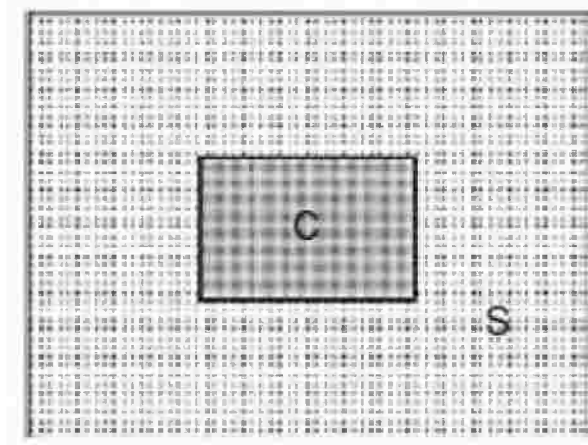
المعادلة رقم (٧.١٠)

حيث p و a هي القيم المتوسطة للمستويات الرمادية في النافذة المركز والنافذة المحيطة بموضع البكسل (x,y) ، كما هو موضح في شكل (٧.٢). إنها تعطي مقياس التباين c في المدى $[0,1]$. إن مقياس الأداء، نسبة تحسين التباين contrast improvement ratio, CIR، يتم تحديدها على أنها النسبة بين الصورة المحسنة والصورة الأصلية خلال منطقة الاهتمام R:

$$CIR = \frac{|\sum_{(x,y) \in R} |c(x,y) - \tilde{c}(x,y)|^2|}{\sum_{(x,y) \in R} |c(x,y)|^2}$$

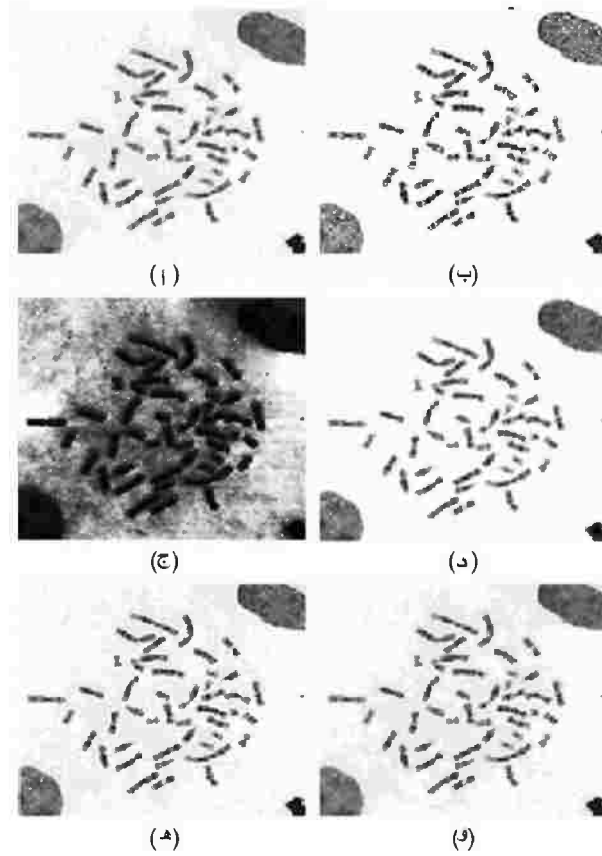
المعادلة رقم (٧.١١)

حيث c و $\tilde{c}$ هي قيم التباين الموضوعي للصورة الأصلية والصورة المحسنة على التوالي، والشكل رقم (٧.٢) يبين المنطقة المركزية والمنطقة المحيطة. يُمكن استخدام الـ CIR كـ معيار موضوعي لتقييم طرق تحسين التباين المختلفة.



الشكل رقم (٧،٢) يعرف التباين الموضعي على أنه القياس بين منطقة مركزية والمنطقة المحيطة بها. حجم النافذة المركزية والنافذة المحيطة هي ٣ و ٧ على التوالي.

سنستخدم هنا تحسين صور الكروموزومات كمثال على مقارنة طرق التحويلات الموجية مع العديد من الطرق الأخرى (27). هذه الطرق هي طريقة امتداد أو توسيع التباين المكيفة Adaptive contrast stretch, ACS، وطريقة تحسين التباين المكيفة adaptive contrast enhancement, ACE، وتحويل تكبير التباين (4) contrast gain transform, CGT. إن معاملات الـ ACE المستخدمة في بحث Chang and Wu كانت ٢٥ و ٢ في هذه التجربة. المعامل λ في المعادلة رقم (٧،٩) المستخدم في طريقتنا المفترضة للثلاثة تدريجات كانت ٥ و ٢ و ٢ على التوالي بالإضافة لذلك، سنقارن أيضاً طريقتنا مع طريقة تحسين التباين المتعدد التدريجات multiscale contrast enhancement, MCE المقترحة في Boccignone and Ferraro (33) يبين الشكل رقم (٧،٣) مثالا على تحسين الصور المنتشرة باستخدام طرق تحسين مختلفة. يمكن ملاحظة أن طريقة الموجات المقترحة تنتج أحسن تأثير بصري بعد تحسين نماذج المجال، كما أن طريقة تحسين التباين المكيفة ACE وطريقة الـ CGT على الجانب الآخر تسببان ضبابية للحواف. تستخدم صور الكروموزومات عادة في التشخيص الخلوي وأبحاث السرطان. إن تحسين الصورة يكون مطلوباً لتحقيق عرض عالي التحديدية ورؤية النماذج النطاقية الكروموزومية (31). في هذه التجربة تم اختبار ٢١ صورة لكروموزومات بشرية بما في ذلك ١٠ صور لكروموزومات طورية منتشرة و ١١ صورة للأنماط النووية. نتائج هذه التجربة، بدلالة متوسط الـ CIRs المقاسة من الصور الطورية المنتشرة والأنماط النووية تم جدولتها في المرجع (27) Wang et al. من ضمن كل هذه الطرق التي تم اختبارها فإن طريقة التحويل الموجي أعطت أعلى CIRs.



الشكل رقم (٧،٣) مقارنة ال CIRs للطرق المختلفة لتحسين صور الكروموزومات. (أ) الصورة الأصلية، (ب) التحسين بالطريقة المقترحة، (ج) طريقة MCE، (د) طريقة CS، (هـ) طريقة ACE، (و) طريقة CGT.

لقد تم تحديد تقييم أكثر موضوعية لخوارزم تحسين في التطبيق التالي. مثلاً، في تحسين صورة الكروموزومات، فإن الهدف النهائي يكون هو تحسين دقة التصنيف في هذه الصور، ولقد أعطت طريقة تحسين الصورة بالطرق الموجية أعلى دقة تصنيف من بين كل خوارزميات التحسين التي استخدمناها في المقارنة (27).

(٧،٣) تجزئ الصور الطبية

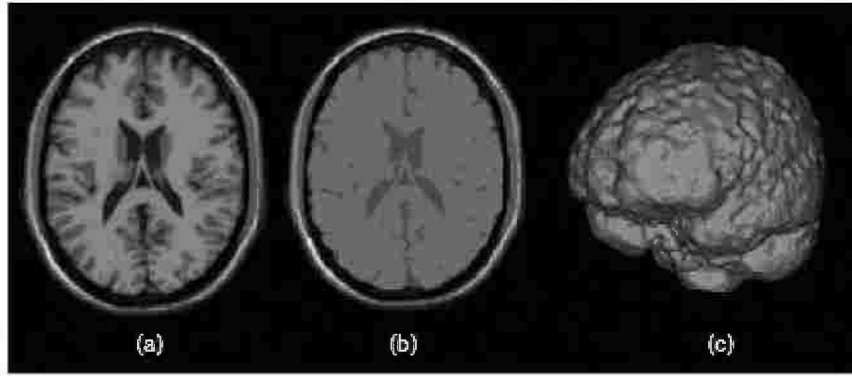
لاحظ أننا في الأجزاء التالية عندما نشير إلى بكسل فإننا نشير أيضاً ضمناً لعنصر الحجم وهو الفوكسيل إلا في بعض الحالات الاستثنائية التي سنشير إليها.

إن تجزئ الصورة هو عملية تقسيم الصورة إلى مجموعات من البكسلات المقابلة لمناطق الاهتمام الفسيولوجي. فمثلاً، الشكل رقم (٧،٤أ) عبارة شريحة واحدة من صور ال MRI، والشكل رقم (٧،٤ب) يبين تقسيم هذه الصورة إلى أنسجة مخية وأخرى غير مخية كمجموعة من البكسلات مع العلامة (red) لأنسجة المخ.

يُمكن استخدام الصورة المجزئة لعمل بعض القياسات مثل حجم المخ ، وللكشف عن الأشياء غير الطبيعية أو الشاذة ، أو لرؤية مساحات معينة مثل سطح المخ في شكل (٧،٤ج). لقد كان تجزئ الصورة موضوعاً بحثياً فعالاً في موضوعات معالجة الصور والرؤية بالحاسب في مستهل الصور الرقمية. كنتيجة لذلك ؛ فإن هناك مصفوفة كبيرة وواسعة من طرق التجزئ للصور الطبية.

(٧،٣،١) الشدة والنسيج

هناك فصيل أساسي من طرق تجزئ الصورة وهو الذي يكون مناطق تشابه في شدة إضاءتها أو في نسيجها التركيبي. إن المحرك وراء هذه الطريقة هو أن هذه المناطق تقابل أهدافاً أو خواص مختلفة في الصورة الأصلية. إن هذه الطرق تختلف فيما بينها في التحديد الدقيق للمنطقة وكيفية تحديد البكسلات لهذه المناطق. إنه من الصعب تحديد ماذا نعني بالمنطقة المهمة بالمعنى أو الإدراك العام ، حيث إن ذلك ، يعتمد غالباً على التطبيق المفترض. وعلى الرغم من ذلك فإن التحديد الأساسي للمنطقة يكون كما يلي :



الشكل رقم (٧،٤) مثال على تجزئ الصورة مستخدم لتحديد البكسلات التي تنتمي إلى النسيج المخي. (a) شريحة من صورة موزونة بالزمن T2. (b) الصورة المحددة للمخ تم تعليمها أو إبرازها باللون الأحمر. (c) تقديم منطقة سطح المخ من حجم الصورة الكلي. صورة الرنين المغناطيسي من قاعدة بيانات صور المخ على الإنترنت <http://www.bci.mni.mcgill.ca/brainweb> للحصول على تفاصيل أكثر عن هذا الشكل عليك زيارة الموقع

<http://books.elsevier.com/companions/9780123735836>.

- المناطق التي تحتوي بكسلات تكون متشابهة بالنسبة لمعيار تجانس معين.
- هذه المناطق يجب أن تكون بسيطة طبوغرافياً أو مساحياً وخالية من الثقوب الصغيرة والحواف الغير منتظمة.
- المناطق المتجاورة يجب أن تكون مختلفة الخواص كما تم تحديدها عن طريق معيار التجانس.

حسابياً، يُمكن اعتبار ذلك على أنه تقسيم لمساحة الصورة إلى مجموعات غير متصلة تحقق معياراً معيناً للتجانس كما يلي :

$$R_i = \{x \in R^N | T_i < H[f(x)] < T_{i+1}\}$$

المعادلة رقم (٧، ١٢)

حيث R_i هي المنطقة رقم i ، و x هي متجه طوله يعتمد على أبعاد الصورة، و H معيار التجانس المطبق على الصورة f . كل منطقة تقابل مجموعة من القيم المختلفة المشروطة بدوال التشبع T_i و T_{i+1} عامة، يُمكن أن تكون الدالة T دالة معقدة اعتماداً على المعلومات المقدمة أو المسبقة. إن شرط أن تكون المجموعات غير متصلة يُمكن تخفيفه أثناء عملية تكوين المنطقة ولكن النتيجة النهائية يجب أن تحتوي مجموعات حصرية التبادل. لقد تم تحديد معيار التجانس بطرق مختلفة وعديدة ويتم استخدام هذه الطرق لقياس درجة أو مدى انتماء بكسل إلى منطقة معينة.

إن أبسط تكوين لمعيار التجانس هو استخدام الشدة عند موضع البكسل نفسها أو استخدام خرج مرشح معالجة للصورة، مثل مقياس التنعيم أو النسيج. بالتالي ؛ فإن دوال التشبع T_i تقابل حدود الشدة، والمناطق ستكون عبارة عن مجموعات من البكسلات التي تكون شدتها واقعة في هذه الحدود المعطاة. هذه الطريقة يشار إليها على أنها طريقة التشبع ويكون لها معاملان أساسيان وهما : عدد المناطق، والقيم التشبعية. إذا تم افتراض منطقتين فقط، فإنه يتم استخدام قيمة تشبعية واحدة. إن هذا قليلاً ما يصف المشاهد الحقيقية، ولذلك فإنه في العادة يطلب العديد من القيم التشبعية ؛ مما يعطي تشبعاً متعدد القيمة. إن عدد المناطق والقيم التشبعية يُمكن تحديده من المعرفة المسبقة للكثافات المتوقعة في الصورة أو التي يُمكن تقديرها من تحليل الهستوجرام. يُمكن عن طريق تحليل الهستوجرام تحديد القمم والتقسيم الجانبي لمدى البكسلات بالتالي، أو كما يكون في الغالب، نمذجة شدة البكسلات باستخدام التوزيع الاحتمالي. يُمكن بعد ذلك تقدير معاملات هذا التوزيع من هستوجرام الصورة واستخدامه لتكوين دوال مميزة تحقق قيم التشبع.

إن تحليل الهستوجرام يعتبر مجموعة جانبية من فصيل أكبر من خوارزميات التجزئ المعتمدة على المنطقة، والتي تفترض نموذجاً للصورة كعملية عشوائية ثابتة، وتقوم بتصنيف البكسلات منفردة اعتماداً على مجموعة من الخواص التي يتم حسابها من الصورة. هذه الطرق التصنيفية تعتبر مجموعة جانبية من التعرف على الأنماط ويُمكنها استخدام معلومات واسعة التغير من الصورة. في حالة التصنيف، يكون الهدف هو إيجاد أو الوصول للتجزئ الأكثر احتمالاً لهذه الصورة. يتم ذلك عن طريق تعظيم التوزيع الخلفي للحصول على التجزئ الأكثر توقعاً (تقدير القيمة العظمى maximum a posteriori, MAP). طرق التجميع أو التقسيم إلى مجموعات تستخدم القياسات بين الفصائل والتجانس داخل الفصيل، مثل معيار Fisher، لتحديد أفضل تجزئ. هناك طرق تجميع مثل التجميع الهرمي

وخواريزم أقرب جار (المتوسطات k والمتوسطات c) يُمكن استخدامها لتجميع البكسلات في مناطق (34) عند استخدام شدة البكسل والبكسلات المجاورة لها، فإن طريقة التصنيف ينظر إليها على أنها طريقة تصنيف تعتمد على المنطقة.

إن النتائج التي يتم الحصول عليها عن طريق دوال التشعب وتصنيف البكسلات المنفردة يحتوي غالباً على العديد من الثقوب أو الفجوات داخل المنطقة، وبالذات في الحالات التي تحتوي على ضوضاء. أيضاً، فإن النتائج في هذه الحالة يجب معالجتها للحصول على البكسلات التي تكون معزولة مساحياً باستخدام خواريزم التعليم (وضع علامة). هناك طريقة أكثر تركيزاً على تجزئ المنطقة تعرف بأنها تجزئ البكسل أو طريقة نماء أو توسيع المنطقة. تبدأ هذه الطريقة من نقطة معينة من الصورة، تُسمى البذرة. بعد ذلك تقوم بتجميع كل البكسلات المجاورة لهذه المنطقة والتي تحقق نفس معيار التجانس المفترض. حيث إنه تتم إضافة بكسل واحدة فقط إلى المنطقة في كل مرة، فإنه يُمكن وضع شروط مثل حجم المنطقة أو شكلها للتحكم في أو تقود عملية تكوين المنطقة. باستخدام هذه الطريقة، فإنه يُمكن استخلاص منطقة وحيدة متصلة بخواص مساحية أو طبولوجية معينة بدون الحاجة إلى فحص كل نطاق الصورة. بالإضافة إلى اختيار القيم التشعبية، فإن نقطة البذرة أيضاً يجب اختيارها، وهذا يتم في العادة عن طريق العامل أو المشغل، ويُمكن تحديدها أيضاً بطرق آلية في بعض التطبيقات.

على التبادل، فإن كل نطاق الصورة يُمكن تقسيمه تقسيمات جانبية وبطريقة تكرارية حتى تصبح مجموعة البكسلات في كل منطقة محققة لمعيار تجانس معين. يُمكن أيضاً إعادة تحسين هذه العملية، عن طريق تجميع المناطق المنفردة، حتى تصل إلى درجة لا يُمكن تجميع مناطق مع بعضها أكثر من ذلك وتكون كل منطقة ناتجة محققة لمعيار التجانس. هاتان الطريقتان تكونان هيكلاً مخططاً هرمي الاتجاه، في حالة التقسيم، فإن المخطط يكون له جذر واحد مقابل لعقد الصورة والعقد الطرفية التي تقابل المناطق المنفردة. في حالة ضم المجاميع، فإن المخطط يكون له جذر لكل بكسل وأقل عدد من العقد الطرفية التي تقابل المناطق المنفردة. إن معيار التجانس الذي تم استخدامه في طرق التقسيم والضم تستخدم إما القيم العظمى أو القيم الصغرى من خواص الصورة وإما اختبار إحصائي لتحديد متى يتم التوقف عن عملية التقسيم وإما الضم. كما هو الحال في تجميع البكسلات، فإن شروط الحجم والشكل على المنطقة يُمكن تطبيقها لتحديد مساحة أو طبولوجيا المنطقة.

إن طرق المنطقة المتسعة، والتقسيم والضم لتقسيم الصورة تكون تابعة في طبيعتها. إنها تأخذ القرارات عن الضم أو الاستبعاد من المنطقة اعتماداً على التقدير المسبق لهذه المنطقة. هناك طريقة تابعة أكثر عمومية تقوم بتعديل معيار القرار لكل محاولة أو لكل تكرار وهي تُسمى طريقة الاسترخاء. في طريقة الاسترخاء، يتم قياس احتمال انتماء كل بكسل إلى فصيل أو منطقة معينة باستخدام الاحتمالات أو العضوية الضبابية (35). هذه

الاحتمالات المنفردة يتم تجديدها مع كل تكرار باستخدام احتمال البكسلات المجاورة في التكرار السابق. إن طريقة التراخي تشابه بوضوح الطرق الإحصائية للتجزئ المعتمدة على مجالات ماركوف العشوائية، Markov random fields، MRF (36) وهي تستخدم مع خوارزميات مختلفة أخرى بما في ذلك المحاكاة المقواة (37)، وأساليب التكرار الشرطية، وفي العديد من التطبيقات الطبية (38).

طريقة أخرى من طرق التجزئ المعتمد على المنطقة هي طريقة مجمعات الماء watershed، وهي مستنتجة من مجال الشكل الحسابي. باستخدام التكافؤ الجغرافي، فإنه يتم فرض تدرج الصورة كخريطة طوبولوجية، وهذه الخريطة يتم إغراقها بالماء بالتدرج؛ وبالتالي فإن المناطق المنفصلة بالقمم في مجال التدرج يتم فصلها صناعياً عن طريق حاجز يُسمى الحاجز المائي. عندما يتم إغراق الخريطة كلها فإن مجموعة النقاط في كل مستنقع مائي تكون المناطق المنفصلة. بينما يتضح أن هذه الطريقة تستخدم المعلومات عن الحواف، إلا أن عملية الإغراق تشبه إلى حد كبير طريقة اتساع أو نمو المنطقة المشروحة سابقاً. إن طريقة الإغراق المائي من الصعب بناؤها في الأبعاد الثنائية والثلاثية وتؤول الطريقة إلى المغالة أو التجزئ الزائد للصورة. لقد تم التعامل مع هذه المواضع عن طريق استخدام طريقة الاتساع أولاً و (39) الأول وصولاً هو الأول خروجاً لأداء عملية الإغراق والمعالجة الأولية الشكلية لتصحيح التجزئ الزائد.

واحدة من الصعوبات الأساسية في تطبيق طرق التجزئ المعتمدة على المنطقة هي طريقة تقدير أو تخمين المعاملات. بالنسبة للتشعب، والتصنيف، والتجميع، وطرق الـ MRF، فإن عدد أجزاء الخواص من الممكن أن يكون صعب التحديد. إنها في الغالب الحالة التي تكون فيها المعرفة المسبقة لعدد الفصائل لا تنتج تجزئاً مفيداً، وتكون الطرق الآلية مخصصة بطبيعتها. على العموم فإن طرق التجزئ المعتمد على المنطقة تميل إلى التجزئ الزائد للصور نتيجة الضبابية والضوضاء. من وجهة نظر التعقيد الحسابي، فإن طرق المنطقة المتسعة تكون هي أسرع الطرق المعتمدة على المنطقة، لأنها فقط تفحص مجموعة جانبية من العدد الكلي من بكسلات الصورة. طرق التشعب، والتصنيف، والتراخي لها تعقيدات حسابية متزايدة خطياً مع حجم الصورة؛ لأنه لا بد أن تفحص كل بكسل على حده. إن طرق الـ MAP والـ MRF تكون عالية التكلفة الحسابية لأنها لا بد أن تصل إلى نهاية دالة مركبة.

(٧، ٣، ٢) الحواف

لتحديد هدف في صورة ثنائية أو ثلاثية الأبعاد، فإنه يُمكنك كما في الجزء السابق، أن تحدد قلب أو داخل الهدف نفسه. كبديل لذلك، فإنه فقط يُمكنك تحديد حواف هذه الأهداف ثم تجعل الداخل يأخذ قيمة من داخل الصورة الأصلية أو متوسط لهذه القيم. هذه الطريقة، يشار إليها على أنها طريقة إيجاد الحواف أو الكشف عن الحواف، وهي تعتبر وسيلة مهمة للتجزئ.

تعريف طبيعي للحافة أنها هي الموضع الذي تنفصل عنده الأهداف أو الأجزاء في الصورة. من هذا التعريف للحافة، فإن عملية إيجاد الحافة يُمكن اعتبارها باستخدام العملية التفاضلية. من المعروف جيداً أن عملية التفاضل العددي تكون سيئة في عرف Hadamard (41) لذلك فإن خرج النظام لا يعتمد باستمرار على البيانات، في حين يتم تكبير الضوضاء. كنتيجة لذلك؛ فإن واحداً من الاعتبارات الأساسية في أبحاث الكشف عن الحواف كان تنظيم عملية التفاضل.

إن أول محاولة للحصول على معامل تفاضلي منفصل أو متقطع كانت تعتمد على تقريبات لفروق محددة بسيطة للتفاضل المستمر. هذه العمليات البسيطة يُمكن تطبيقها على الصورة للحصول على تقريب لكل تفاضل اتجاهي. كل تفاضل اتجاهي يُمكن تجميعه لتكوين التدرج، ∇f . للتعامل مع موضوع الضوضاء، فإن عملية الفرق المحدد تم ربطها مع مرشح بسيط للحصول على عملية الكشف عن الحواف الكلاسيكية بطريقتي سوبيل وبرويت Sobel and Prewitt. كل من هاتين الطريقتين تربط بين مرشح للترددات المنخفضة مع عملية الفرق المحدد للحصول على مرشحات الحواف التي تكون أقل تأثراً بالضوضاء.

هناك طريقة أكثر رسمية أو منهجية لتسوية أو تنظيم عمليات التفاضل يُمكن الحصول عليها من نظرية الأنظمة المنعكسة. هنا في هذه الطريقة، فإن نموذج تكوين الصورة الخطي يتم استخدامه صراحة للحصول على حل متوسط المربعات الأصغر لمشكلة العكس عن طريق إيجاد أقل تكلفة. إن العملية التفاضلية تعمل على تنعيم الحل؛ وبالتالي يوفر الاستقرار المطلوب. إن التأثير التنعيمي لعملية التنظيم يُمكن الحصول عليه إما بطريقة صريحة أو مباشرة عن طريق الترشيح وإما بطريقة ضمنية عن طريق التقريب. طريقة الترشيح تؤدي إلى مرشح جاوس التنظيمي الذي قدمه Marr وله صلة بطرق الفضاء التدرجي. إن عملية Marr Hildreth (43) تربط ما بين المرشح مع اختيارات للقيم التدرجية عن طريق التفاضل الثاني. (44-47) إن المرشح المستخدم كان مرشح جاوس، والذي يُمكن توضيح أنه يقلل الشك بين الانتشار في النطاق المساحي والانتشار في النطاق ترددي من مرشحات استجابة الصدمة غير المحددة ومرشحات استجابة الصدمة المحددة. وبالتالي؛ فإن عملية Marr Hildreth هي تحويل لابلاس لمرشح جاوس أو مرشح القبعة المكسيكية. (48) إن طريقة التقريب للتنظيم تؤدي إلى عملية Haralick للحافة. هذه الطريقة تقرب الصورة أولاً محلياً أو منطقياً باستخدام موائمة المربعات الصغرى لكثيرة حدود. بعد ذلك يتم تحديد الحواف باستخدام العبور على الصفر للتفاضل الثاني الاتجاهي لكثيرة الحدود الموجهة في اتجاه التدرج.

يُمكن لطريقة الترشيح للتنظيم بالعمليات التفاضلية أن تنضم مع عمليات الحواف المطلوبة في إطار عمل تحلي. هذه الفكرة ترجع في العادة إلى John Canny (49) الذي اقترح مجموعة من المعايير التي يجب أن يتبعها أي كاشف جيد للحواف. لقد اقترح كاني Canny ثلاثاً من الخواص الأساسية التي يجب أن تكون لدى أي كاشف

للخواف. أولاً، أن العامل التفاضلي يجب أن يستجيب بقيمة عظمى عند الحافة الحقيقية وأقل ما يمكن للوضوء. ثانياً، يجب على هذا العامل أن يحدد الخواف بأكبر دقة ممكنة. ثالثاً، فإن العامل يجب أن يوفر تقديراً فريداً للحافة.

إن الضوؤاء في طريقة كاني تكون تراكمية، وساكنة، وبيضاء بتقديرات إحصائية معروفة. إن معيار الكشف من الممكن اعتباره تعظيم لنسبة الإشارة إلى الضوؤاء. إن المعامل المثالي الذي يعظم الـ SNR هو المرشح المتطابق. يمكن تكميم معيار تحديد الموضع عن طريق خلع أو تشويش موضع الحافة المقاس من موضعها الحقيقي. على العكس من ذلك، فقد افترض Deriche العامل المثالي للحصول على امتداد مساحي غير محدود ينتج عنه صورة مبسطة يمكن تنفيذها بشكل تكراري. لقد استخدم سبايك Spacek معايير مشابهة لمعايير كاني ولكنها مدجة مع تعبير المسافة المتوسطة بين القيم العظمى المحلية مباشرة في دالة المعايير. إن مقارنة الأداء بالنسبة للمعايير المثالية الثلاثة تبين أن عمليات Deriche and Spacek تحقق في العموم كشفاً أكثر دقة وتحديدًا للخواف عن طريقة كاني. عملياً، وعلى الرغم من ذلك، فإن طريقة كاني يمكن تقريبها عن طريق التفاضل الأول لمرشح جاوس، والذي يعتبر مفهوماً بسيطاً وله تنفيذ فعال.

إن الخوارزميات التي تم شرحها حتى الآن كانت تتعلق بالمرشحات التي تنفذ عملية التفاضل بطريقة مستقرة وجيدة التحديد. يجب فحص خرج هذه المرشحات لتحديد مواضع الخواف بوضوح، كسلسلة من النقاط في بعدين أو كشبكة من النقاط في الأبعاد الثلاثة. هذه الخطوة السابقة للمعالجة تُسمى توصيل الخواف، وتعتبر هي الجزء الصعب في الطرق المعتمدة على الخواف. الطريقة الأبسط هي وضع حد تشبع لصورة مقدار الانحدار واستخدام العمليات الشكلية ووضع العلامات لتحديد سلسلة الخواف. الصعوبة الأساسية في هذه الطريقة تكون هي اختيار القيمة التشعبية، والتي يمكن أن تتسبب في فجوات ويمكن أن تكون متخصصة بطبيعتها. طريقة البحث التخطيطي وتحويل هوف Hough يعتبران مثالين لطرق التخلص من الفجوات الناتجة من تشبع الاستجابة للانحدارية. طرق البحث التخطيطي تستخدم كل من خوارزميات الجشع أو الشره والبحث الإرشادي للء هذه الفجوات، بينما يستخدم تحويل هوف لتحديد الخطوط والمنحنيات المحددة بمعاملات.

هناك طريقة أكثر مبدئية وهي تحديد عبور الصفر للتفاضل الثاني، مثل هذه الناتجة عن طريق عملية Marr Hildreth. على الرغم من أن هذه العملية محددة جيداً عددياً، إلا أنها لا تضمن مخططات مغلقة ولا تتعامل جيداً مع الاستجابة للوضوء. يمكن إنشاء مجموعة من القوانين لاختيار نقاط الخواف، مثل هذه المقترحة عن طريق كاني بالاتصال مع عملياته المثالية. تشتمل هذه القوانين على قمع النقاط غير العظمى والقمع التلاكووي، وقد تم تطبيقها على عمليات عديدة أخرى على الخواف.

(٧،٣،٣) النماذج الهندسية

تبدأ النماذج القابلة للتشكيل بتقدير أو توقع لشكل الهدف المطلوب تجزيته وموضعه التقريبي بالنسبة للصورة. بعد ذلك يتم تعديل هذا التوقع تكرارياً حتى يتطابق مع بيانات الصورة الموضعية باستخدام طرق حسابية من حساب التكامل والتفاضل التغيري والأمثلة. إن تطبيق النماذج القابلة للتشكيل يكون مناسباً عندما تكون هناك معلومات مسبقة معروفة عن موضع وشكل الهدف أو يُمكن توفيرها يدوياً، وهذه هي الحالة الواقعية في تجزئ الصور الطبية.

إن النماذج القابلة للتشكيل تكون هي نفسها مجموعة جانبية من طرق التجزئ المتغيرة وتتضمن ضمناً العلاقات بين البكسلات (الفوكسلات) عن طريق استخدام التمثيل الهندسي للهدف المراد تجزيته. إن الفائدة من النماذج القابلة للتشكيل تنبع من التركيز على المعلومات الموضعية، والتي يتم التحكم فيها بطريقة عامة أو شاملة باستخدام دوال. تشتمل طريقة التغير الهندسي على نماذج فراغ الصورة الموزع (50-53)، distributed image space، و (54-57) DIS ونماذج فراغ المعامل المجمع LPS، lumped parameter space، (58-65) من أمثلة نماذج الـ DIS النماذج القابلة للتشكيل المعتمدة على الطبيعة والنماذج الهندسية القابلة للتشكيل. (61) تشتمل نماذج الـ LPS على نماذج الشكل الفعال ونماذج الشكل الإحصائي. تحاول نماذج الـ DIS أن تقلل من قيمة دالة تكون محددة فقط على منحنى أو سطح في الصورة. إن تطبيق الحساب التفاضلي والتكاملي المتغير على هذه الدالة يعطي معادلة تفاضلية جزئية partial differential equation، PDE تحدد التشويه الأمثل في معاملات النموذج. في حالة النماذج القابلة للتشكيل أو التشويه المعتمدة على الطبيعة، فإن الـ PDE تكون شرطاً ضرورياً للقيمة الصغرى وهذه تُسمى معادلة أويلر لاجرانج، وهي تستخدم لتحديد حركة المنحنى. في حالة النماذج الهندسية القابلة للتشكيل، فإن التغير الأول للدالة يتم استخدامه لاستنتاج معادلة هاملتون جاكوبي، والتي تعطي الاتجاه الأشد تناقصاً أو الحداراً ناحية أقل قيمة للدالة. نماذج الـ LPS تقوم بالأمثلة على مجموعة أقل كثيراً من المعاملات عن نماذج الـ DIS ولها تمثيل أكثر إدماجاً. كل واحدة من طرق النماذج القابلة للتشكيل تتطلب البدء بتقدير محيط أو سطح، وهذا التقدير إما أن يكون باليدو إما أن يكون طريقة أخرى من الطرق العالية المستوى (بمعنى قاعدة بيانات للأشكال).

تستخدم طرق الـ LPS نماذج شكلية مدجة وذات معاملات لتعيد تشكيل أو تشويه وتسجيل الشكل على الصورة المقاسة عن طريق تقليل دالة إلى أقل قيمة لها. نموذج كل واحد من هذه الأشكال يكون مطلوباً، ويجب الحرص للتأكد من أن النموذج يُمكنه أن يحتوي كل التغيرات الممكنة في الهدف. واحد من الأمثلة على النماذج الشكلية هو واصف فورير، وهو عبارة عن تمثيل للشكل ذي المعاملات كتجميع محدد من الدوال الأساسية. هذه الدوال الأساسية تكون غالباً دوال جيبيية ويتم تحديد معاملاتها باستخدام إحدى طرق الأمثلة. طريقة أخرى للـ LPS

تستخدم الشكل التصويري والنماذج الإحصائية للتعبير عن الهدف وتشويهاته المحلية. هذه الطرق وطرق أخرى ذات علاقة أصبحت واعدة في تحليل الصور الطبية لتجزئ الصور المنخفضة التباين حيث تكون التغييرية في شكل الهدف أو الأهداف منخفضة.

على العموم، فإن نماذج الـ LPS لا يُمكنها أن تغير الطوبولوجيا الخاصة بها من الشكل الأساسي لها، وهي تتطلب وصف أفضل للشكل نفسه من النماذج الأخرى القابلة للتشكيل. ولذلك؛ فإنها متعلقة جداً بأهداف التعرف على الأنماط. وعلى الرغم من ذلك، فلأن نماذج الـ LPS تعتمد بدرجة كبيرة على المعرفة المسبقة للشكل نفسه، فإنها تكون في العادة حلولاً أكثر صلابة للمشاكل المحدودة التباين، والتي لا تكون المرونة الطوبولوجية من الضرورة بمكان فيها.

نماذج فراغ الصورة الموزع تعتبر نماذج قابلة للتشكيل معتمدة على الطبيعة، أحياناً يشار إليها بنماذج الثعابين snakes أو نماذج المنحنيات النشطة. إنها في العادة تحاول الوصول لأقل قيمة لدالة عن طريق الربط بين أخاديد الطاقة الداخلية للنموذج، الذي يعتبر معامل قوة مستنتج من الشدة والانحدار في الصورة في اتجاه هذا المنحنى، ومعامل آخر يشتمل على القوى الخارجية التي يُمكن تطبيقها على النموذج بناء على المعرفة المسبقة. إن التنفيذ عن طريق الحاسب يتطلب أخذ عينات من المنحنى في عناصر الثعبان والحل التكراري لمعادلات أولر لاگرانج أو أي طرق أخرى لإيجاد القيم الصغرى. (62، 63) النموذج المعتمد على الطبيعة هو الآخر قابل للتطبيق على الأسطح الثلاثية الأبعاد، والمشار إليها بالبالونات (64)، والتنفيذ المتعدد التدرج (52، 65).

النقد الأساسي لنماذج إعادة التشكيل المعتمدة على الطبيعة هي الصعوبة في تعقب المنحنى أو السطح البارامترى، وبالذات في المساحات التي تتغير فيها طوبولوجيا الأسطح. هذه المواضيع تم تناولها عن طريق استخدام الطريقة المعتمدة على الطبيعة (الثعابين T أو الأسطح) وتعبير ضمني للنموذج القابل للتشكيل. طريقة ثعابين الـ T (51) وأسطح الـ T التي افترضها McInerney and Terzopoulos قادرة على تغيير الطوبولوجيا عن طريق إعادة البارامترات للمنحنى عند كل محاولة باستخدام تشكيل ضمني. النماذج القابلة للتشكيل المعتمدة على الطبيعة تتطلب أيضاً معاملات وزنية لضبط التفاعل بين القوى على المنحنى، وهذه الأوزان تكون صعبة التحديد بطريقة أساسية ويُمكن ضبطها تجريبياً.

النماذج القابلة للتشكيل الهندسي تخفي المنحنى أو السطح في فراغ ثنائي أو ثلاثي الأبعاد يعتبر دالة المستوى، ويستخدم طرقاً عديدة مقترحة عن طريق Osher and Sethian (66) لحساب معادلة هاملتون جاكوبي لدالة الحفاظ على الطول أو المساحة. نتائج الوصول إلى أقل قيمة لهذه الدالة والاختفاء في مجموعة مستويات تكون عبارة عن معادلة تدفق تدريجي تستخدم سرعة معتمدة على الصورة للتحكم في حركة المنحنى. الميزة الأساسية للطريقة

الهندسية السابقة هي أن السطح يتم تحديده عن طريق مجموعة المنحنى بحيث تكون التغيرات في الطوبولوجيا ممكنة بدون أي تدخلات أخرى، وذلك يعتبر اتجاه قوة لهذا الاستخدام.

الصعوبة مع نموذج إعادة التشكيل الهندسي المذكورة سابقاً هي قلة أي أساسيات طبيعية لاستنتاجها. يتحرك الإطار في اتجاه المنحنى الأقل طولاً مع السرعة المعتمدة على الصورة، على الرغم من عدم وجود تفسير طبيعي لوقف أو اختيار تعبير السرعة. إن إضافة قوى معتمدة على الصورة تضاف للمعاملات التي يجب اختيارها، بينما يحسن استقلال الضوضاء، فإن ذلك يقلل الحساسية للتباين المنخفض والحدود العالية المنحنيات.

لقد وحد البحث المقدم من Caselles et al و Kichenassamy et al (67) نموذج تقليل الطاقة الطبيعية والشكل الضمني لنشوء الإطار المنحنى في نموذج جيوديسي قابل للتشكيل؛ (68). وبالتالي فقد أوضح التحليل والتطبيق في كل من الأبعاد الثنائية والثلاثية أن هذه الطريقة مفيدة في تجزئ الصور الطبية.

(٧، ٤) استخلاص خواص الصور الطبية

في العادة يتم أداء التصنيف، أو المقارنة، أو تحليل الصور بدلالة مجموعة من الخواص التي يتم استخلاصها من هذه الصور في العادة يكون ذلك ضرورياً لواحد أو أكثر من الأسباب التالية (69):

١ - تقليل البعدية. الصورة التي تتكون البكسل فيها من ٨ بتات، والتي تكون أبعادها 256×256 بكسل سيكون لها $10^{157826} \approx 256^{65536}$ تحقيقاً ممكناً. من الواضح أنه من المجدي أن نعبر عن الهيكل خلال الصورة والتشابه بين الصور بطرق تعتمد على علاقات قليلة وذات تعبيرات عالية المستوى بين قيم هذه البكسلات.

٢ - التعاون مع التلميحات من الإدراك أو المفهوم البشري. نحن نعرف كثيراً عن تأثيرات المؤثرات الأساسية على نظام الرؤية. في الكثير من المواقف، يكون لدينا فهم أو إدراك لكيفية تحليل البشر للصور (بالذات مثلاً عند تدريب فني الأشعة ومفسري الصور). إن استخدام الخواص الصحيحة من هذه الصور سيساعد جيداً في تحويل هذه الخبرة البشرية إلى التحليل الآلي لهذه الصور.

٣ - تجاوز الحدود البشرية في الإدراك. على الرغم من الوسائل العظيمة التي يمتلكها البشر في العديد من أنواع الصور، فإن هناك خواص (مثلاً بعض النسيج) للصور لا يمكننا إدراكها بصرياً ولكنها من الممكن أن تكون مفيدة في تمييز هذه الصور. هذه الخواص من الممكن تشكيلها من التعاملات المختلفة مع الصورة لجعل هذه الخواص واضحة.

٤ - الحاجة للثبات. في العادة لا يتغير معنى الصورة أو المنفعة منها عند حدوث ارتباك أو تغيير في الصورة نفسها بطرق مختلفة، مثل التغير في واحد أو أكثر من التدرجات، والموضع، والإضاءة، والاتجاه مثلاً، وفي وجود

الضوضاء، والمشاكل، والتغير الضمني كلها تغيرات في الصورة والتي تكون الخواص الجيدة التصميم غير متغيرة تماماً أو جزئياً معها (اعتماداً على التطبيق). العديد من الأمثلة للخواص المقدمة في الأجزاء التالية تكون ثابتة في واحد على الأقل من هذه الطرق.

هذه الخواص من الممكن أن تعتمد على البكسلات المنفردة (مثلاً، عدد البكسلات التي تكون لها شدة أكبر من القيمة x ، والمسافة بين نقطتين)، أو على المساحات أو الأحجام (مثلاً الكشف عن مناطق يكون لها أشكالاً معينة)، أو على الزمن (مثلاً التدفق في أحد الأوعية، والتغير في صورة معينة منذ الفحص السابق)، أو على التحويلات (مثل التحويل المويجي وتحويل فورير والكثير من التحويلات الأخرى) للبيانات الأصلية. سنفترض هنا أن استخلاص هذه الخواص يكون آلياً، وسنصف هنا هذه الخواص التي يُمكن حسابها بدون تدخل من المستخدم. هذه العملية تكون سهلة إذا كانت الصورة قد تم تجزئتها، بمعنى، تقسيمها إلى مناطق كل منها يكون متجانس داخلياً ومختلفة عن جيرانها. التجزئ قد تم شرحه في موضع آخر في هذا الفصل وأحياناً يتم تبديله مع استخلاص الخواص.

(١، ٤، ٧) استخلاص الخواص خلال الفراغ أو المساحة، والزمن، والتردد

إن توزيع المستويات الرمادية (قيم الشدة) أو مستويات اللون (مثلاً الأحمر أو الأخضر أو الأزرق) يُمكن أن يكون له قيمة كبيرة في وصف أي صورة. فمثلاً، إذا كان كل عنصر صورة (بكسل) يُمكن أن يأخذ واحدة فقط من قيمتين متباعدتين، فإن الصورة سيكون لها تباين عالٍ، مع عدم التغير في التناسق أو الظل. على الجانب الآخر، إذا كانت كل الشدة ممثلة بالتساوي على كل البكسلات، فإن الصورة ستبدو كما لو كانت ممسوحة، ولها تباين ضعيف. هناك وسيلة لوصف توزيع المستويات وهي الهستوجرام، وهو عبارة عن رسم لمعدل الحدوث النسبي لكل مستوى رمادي (أو شدة أي لون). في الحالات التي سبق ذكرها فإن الهستوجرام الأول سيكون به نتوءان أو اثنان من الأشكال المسمارية، والثاني سيكون مسطحاً أو مستويّاً: أي خطأً أفقيّاً.

في العادة يكون من المفيد أن نصف شكل الهستوجرام. بعض هذه الأدوات التي تستخدم لهذا الوصف هي المتوسط والنسق (معاملات الموضع) (70، 71)، والعزوم المركزي (مثل التفاوت أو الفرق، والانحراف، والتفرطح)، والتي تصف الشكل الخشن، والطاقة (مجموع مربعات قيم الشدة، مع التركيز على القيم الكبيرة)، والإنتروبيا (كمقياس لعدم الانتظام).

تعرف المناطق على أنها المساحات التي تكون متجانسة في خاصية أو مجموعة خواص معينة. يُمكن وصف شكل أي صورة جانبية بدلالة محيطها (وصف معتمد على المحيط) (71) و/أو بدلالة داخلها (وصف معتمد على المنطقة).

تشتمل أدوات وصف المحيط على ما يلي: (١) كود أو شفرة السلسلة، التي تستخدم تتابع متصل من أجزاء خط مستقيم، كلها لها طول محدد، ومتجهة بزاوية مقدارها عدد صحيح من الـ ٤٥ درجة. يبين رقم هذا الكود اتجاه الخط وتتابعاً من هذه الأرقام يقابل تتابعاً من الحواف المحيطة بمنطقة معينة. (٢) مجموعة من القيم الدالة على انحناء السطح عند كل نقطة (72). (٣) تحليل التدرج للحواف القطرية (مثلاً لوصف التكهانات في صور الماموجرام) (73). (٤) توقيع، وهو عبارة عن تمثيل أحادي الأبعاد للحدود. بعض الخواص للحدود (مثلاً المسافة من مركز المنطقة) يتم رسمها كدالة في الزاوية أو طول القوس. (٥) الأجزاء التي يتم الحصول عليها من تحليل الحدود، وهذا قد يعتمد مثلاً، على تقعر الحدود. وهذه يمكن الكشف عنها عن طريق البحث عن قشرة التحذب (أصغر منطقة محدبة تحتوي على المنطقة الأصلية حيث المنطقة المحدبة هي المنطقة التي يمكن توصيل أي نقطتين بها عن طريق خط يقع كله داخل هذه المنطقة) (71) مع ملاحظة هذه المناطق الجانبية التي تبتعد عنها قشرة التحذب. (٦) إذا تم أخذ إحداثيات النقط على الحدود الرقمية كمكونات لأعداد مركبة، فإن تتابع هذه الأرقام سيصف مساراً مغلقاً في مستوى مركب. محول فورير لهذا التتابع يعطي مجموعة من المعاملات، التي يمكن استخدام مجموعة جانبية منها في محول فورير العكسي لتكوين المحيط التقريبي. هذه المجاميع الجانبية من المعاملات يمكنها أن تخدم كخواص.

من الأشياء المفيدة التي يمكن أن تصف الشكل والمستنتجة من كل الهدف تشتمل على ما يلي: (١) القطر الفعال (قطر الدائرة التي يكون لها نفس المساحة مثل المنطقة)، إنها تساوي $(A/\pi)^{1/2}$ ، حيث A هي المساحة. (٢) الدائرية (دائرة لها القيمة ١)، إنها تساوي $4\pi A/P^2$ ، حيث P هي القطر. (٣) الانضغاطية أو الاكتناز (أقل ما يمكن للدائرة): P^2/A . (٤) الإسقاطات وهي تحدد الشدة التراكمية لأي منطقة يتم قياسها على طول مجموعة من الأشعة المجمعة خلال المنطقة في أي اتجاه، وفي العادة تكون الإسقاطات في الاتجاهين الأفقي والرأسي. إذا كانت أي منطقة بها قيمة بكسل $f(x,y)$ عند الموضع (x,y) ، فإن الإسقاطات الأفقية والرأسية p_h ستكون على التوالي كما يلي:

المعادلة رقم (٧، ١٣)

$$p_h(i) = \sum_{j=1}^n f(i,j) \text{ and } p_h(j) = \sum_{i=1}^m f(i,j)$$

حيث m و n هي الأحجام الكلية (بالبكسل) للصورة أو المساحة تحت الاهتمام. هذه القياسات من الممكن أن تكون مهمة لقياس ارتفاع وعرض هدف معين (عندما تكون قيمة الإسقاط تساوي صفراً فإن ذلك يبين نهاية المنطقة) وأيضاً قياس التجانس خلال المنطقة (تستنتج من التغير في قيم الإسقاط على طول الامتداد). (٥) هيكل أي منطقة (تسمى أيضاً المحور المتوسط) يمكن اعتباره على أنه مجموعة النقاط التي تكون أبعد ما يكون من الحدود، كالحل الهندسي لمراكز أكبر قرص داخل المنطقة. لذلك؛ فإنها تصف الاتجاه والانحناء التقريبي للمنطقة ككل ويمكن أن يبين وجود فروع في الهدف. هناك العديد من الخوارزميات الموجودة لحساب الهيكل من صور المستوى الرمادي

والصور الثنائية. (٦) واصفات الطوبولوجيا وتشتمل على العدد C من المكونات المتصلة (المكون المتصل هو المكون الذي تكون كل بكسلاته لها مسار أو طريق لكل بكسلاته الأخرى، بكسلات المسار يجب أن تقع في نفس المكون، تتحدد الاتصالية على أنها تساوي إما 4- وإما 8- مجاورات)، العدد H من الثقوب (بكسلات متصلة لا تنتمي للمنطقة ولكنها تقع خلال المنطقة)، ورقم أولر $C-H$.

النسيج ليس له تعريف رسمي محدد، بالرغم من أنها تؤخذ في العادة لتشير للانتظام، والنعومة، والخشونة في الصورة. إن إدراك النسيج يعتمد على التدرج وأحياناً على الاتجاه؛ وبالتالي فإن الوصف يجب أن يسمح بالتعاون الضمني لهذه العوامل.

إحدى الطرق لوصف العلاقات بين البكسلات هي باختيار أي علاقة وفحص الصورة لتحديد الطريقة التي تظهر بها هذه العلاقة. لنفترض أن P عملية أحد العلاقات، ولنفترض أن A هي مصفوفة بالأبعاد $L \times L$ حيث L هي عدد المستويات الرمادية الممكنة. العملية P يمكن النظر إليها على أنها متجه إزاحة $P=(\delta x, \delta y)$ يحدد الاتجاه؛ والبعد بين أي بكسل معطاة وبكسل أخرى. كل عنصر a_{ij} في المصفوفة A يحتوي على عدد مرات حدوث زوج من البكسلات التي بينها علاقة في الفضاء بالعملية P ولها على التوالي المستويات الرمادية b_i و b_j .

لنفترض n هي عدد أزواج النقط في الصورة التي تحقق العلاقة P . إذا تم تطبيع المصفوفة C عن طريق قسمة كل عنصر في A على القيمة n ، فإن C_{ij} ستكون تقدير لاحتمال المشترك أن زوج من النقاط اللتان تحققان العلاقة P ستكون لهما القيمة (b_i, b_j) . بالتالي ستكون المصفوفة المحددة ليست متماثلة على العموم نتيجة الاتجاهية في العلاقة بين البكسلات. المصفوفة C تُسمى مصفوفة المستويات الرمادية المشاركة في الحدوث. (70، 72)

يُمكن تطوير فهم خواص المصفوفة C عن طريق فرض قيم ممكنة ل P . إذا كان نسيج الصورة خشناً أو متباعداً بمعنى، أن δ أصغر من بعد عنصر النسيج؛ فإن البكسلات المتباعدة بمقدار δ سيكون لها نفس المستويات الرمادية، وسيكون هناك العديد من الإحصاءات أو العادات على طول القطر الرئيسي للمصفوفة. وعلى العكس من ذلك، فإن التغيرات الدقيقة خلال الصورة (δ تكون مقاربة لحجم عنصر نسيج الصورة) ستظهر في C كأعداد جوهريّة أو حقيقية للإحصاءات الموضوعية أو العادات الموضوعية بعيداً عن القطر مما يجعل المصفوفة ككل أكثر انتظاماً.

عملياً، C أو A يتم حسابها للعديد من قيم ال P . إحدى الطرق لتحديد العلاقة بطريقة أكثر رسمية هي عن طريق تحديد الزاوية ϕ والمسافة d من البكسل الأولى للثانية. باستخدام $C_{\phi,d}(i,j)$ أو $A_{\phi,d}(i,j)$ للرمز لعناصر المصفوفة للمستويات الرمادية i و j ، فإنه يُمكننا استخلاص العديد من الخواص من مصفوفة الحدوث المشترك التي ستعطي فهماً لطبيعة النسيج في الصورة. حيث إن C عبارة عن هستوجرام (70، 74)، فإن بعض الخواص المستخدمة معها تكون قابلة للتطبيق هنا أيضاً.

تظهر التتابعات في الصور الثنائية الأبعاد في العديد من التطبيقات. أي مجموعة من شرائح الـ CT والـ MRI مثلاً يُمكن النظر إليها على أنها تتابع. أي بكسل في أي شريحة يُمكن مقارنتها بالبكسل المقابلة في الشريحة التالية، وهكذا؛ مما يُعطى رسماً أحادي البعد للشدة مع رقم الشريح لكل بكسل. إن التغير في حجم الشريحة سيعنى أن بعض البكسلات لن يكون لها جار في الشريحة المجاورة؛ وبالتالي فإن طول الرسم الأحادي البعد سيكون مختلفاً على العموم. يُمكن للتتابع أن يحدث في الزمن بدلاً من الفراغ. الأمثلة على ذلك تشتمل على صوراً من القلب النابض وصوراً لامتنصاص الدواء في المخ. مثل هذه الشرائح يُمكن التعامل معها في العادة بنفس طريقة التعامل مع شرائح الـ CT والـ MRI.

البكسلات المتجاورة في أي شريحة سيكون لها في الغالب نفس الشدة (لأنها غالباً تصف نفس نوع النسيج أو نفس الظاهرة)، وهذا التشابه يكون أيضاً محققاً غالباً خلال الزمن. إن الامتداد لهذا الثبات في الفضاء و/أو الزمن يُمكن قياسه بالعديد من الطرق. يعتبر الترابط correlation عملية معروفة جيداً، والتي تتم فيها إزاحة إحدى الإشارات بالنسبة للأخرى، وعند كل قيمة لهذه الإزاحة يتم حساب مجموع ضرب قيم النقاط المتناظرة في الإشارتين. عندما تكون الإشارتان هما نفسهما؛ يكون لدينا ما يُسمى بالترابط الذاتي autocorrelation، وقيمة هذا الترابط الآلي كدالة في الإزاحة تكون مقياساً لكمية المعلومات التي يتم الحفاظ عليها في قيم أخرى للإشارة. إنها مقياس لثبات هيكل الإشارة ويُمكن حسابها لكل واحد من الرسومات أحادية البعد المحددة فيما سبق، كدالة في الإزاحة في الزمن أو الفراغ. إن طول هذا الترابط يعتبر خاصية يُمكن للمستخدم أن يحددها كمقياس لأكبر قيمة للإزاحة التي يُمكن أن تحدث قبل أن ينزل الترابط الذاتي تحت قيمة معينة.

بنفس الطريقة، فإن الترابط داخل أي شريحة يمين حسابها. في الأبعاد الثنائية يُمكن إزاحة صورة أو جزء منها بالنسبة لصورة أخرى (أو نفسها)، ويتم حساب مجموع المضارب. إن هذا يُمكن أن يوفر مقياساً للتجانس المساحي. الترابط الذاتي هو أحد الأمثلة على أداة من أدوات تحليل التتابعات الزمنية. نماذج الاحتمالات للتتابع الزمني تحقق مجموعة أكثر ثراء من الأدوات التي تساعد في وصف الهيكل. تستخدم عمليات التراجع الذاتي القيم السابقة من الإشارة لتقدير القيمة التالية، معاملات مثل هذا التراجع من الممكن أن تكون أدوات مفيدة للوصف والسماح بالمقارنة للدوال أحادية البعد من خلال البكسلات المتجاورة.

التحليل الأكثر عمومية للمشاكل متعددة الأبعاد (ثنائية البعد وثلاثية البعد مع الزمن) يُمكن التعامل معه عن طريق التصوير الفائق الطيفية والذي توجد له أدوات وطرق متغيرة كثيرة.

في العادة يتم تمثيل الصور في نطاق الفراغ ثنائي الأبعاد، والذي يعرض الشدة كدالة في الموضع (x,y) (75). يوفر تحويل فورير تمثيلاً إضافياً ثنائي الأبعاد في مساحة النطاق الترددي. المحوران يمثلان التردد المساحي (بوحدة

الدورات لكل وحدة طول أو زاوية)، كقائمة في اتجاهين متعامدين في الفراغ المساحي، المساحة (u,v) . إن نموذج منتظم من الشرائط المتوازية والموازية للمحور x والتي تتغير بين الأبيض والأسود خلال المحور y ، مثلاً (76، 78)، ستكون لها المركبة الترددية صفراً في u (لأنه لا يوجد تغير) وقيمة ترددية واحدة لل v (نتيجة الانتظام).

مع دوران الهدف في المستوى (x,y) فإن تحويل فورير له يدور أيضاً حول نقطة الأصل في المستوى (u,v) . وهذا يعني أن الخواص الجيدة الاستخلاص من المستوى (u,v) ستكون ثابتة بالنسبة للدوران في المستوى (x,y) ، وهذه تعتبر خاصية مطلوبة في العادة. الأمثلة على ذلك تشتمل الحلقات والأقراص الممتدة على مناطق من التردد المساحي. الشكل الدائري المنتظم لهذه الأهداف يؤكد أن تمثيل هذه الأهداف (قياس القدرة لها في مدى تردد مساحي معين والذي يُمكن مثلاً أن يقيس خشونة النسيج وتدرجته) (79) يكون غير حساس للدوران. وعلى العكس من ذلك، فإن القدرة المقاسة خلال أي شريط قطري يُمكن استخدامها للكشف عن الدوران.

أحد تطبيقات الخواص المتعلقة بتحويل فورير تظهر في مجهودات نمذجة الحس البشري (80). كما تم الوصف في أماكن أخرى في هذا الفصل، فإن الكشف ومهام التعرف عن طريق الملاحظ البشري تكون صعبة على الملاحظ أن يصفها مباشرة. قياسات حركة عين الملاحظ أثناء أداء هذه المهام يحقق بعض الفهم في آليات الكشف عن الهياكل المهمة في أي صورة.

هناك مقياس إدراكي التعلق تم تنفيذه أو تجريبه يقوم بتكميم الملامح البصرية الموضعية والمنخفضة المستوى ويحدد الترددات المساحية التي تكون منفصلة والتي ربما يتم الاعتماد عليها من قبل إحصائي الأشعة لأخذ القرار. الهدف هو توفير مقياس كلي، أو من القمة للقاع، الذي يُمكن أن يكمم التغير الإدراكي المنبثق الذي يحدث كنتيجة لحالات اختلاف (الخلفية التشريحية)، أو حجم الضرر أو الأذى، أو نسبة الإشارة للضوضاء، مثلاً. هناك مقياس للخواص مستنتج من المرشحات الضوئية تم استخدامه لتوضيح أن المناطق ذات الاهتمام التي يتم الحصول عليها من بيانات موضع العين تعرض فروقاً إحصائية واضحة مع أنواع مختلفة من الفصائل (81) (حقيقي موجب وحقيقي سالب)، ومستوى خبرة القارى، وأحواله. إن مرشح جابور يفحص مناطق الاهتمام ويستخلص معلومات من كل منها عند ترددات مساحية متغيرة ودورانات، وهذا يعتبر مقياس جديد للبروز يربط استجابات جابور في قيمة واحدة. إن الخاصية الموجودة في نطاق عبور ومتوسط مقياس البروز تؤدي إلى مقياس يكون مفيداً في الكشف عن الجروح وفي تصنيف الصور. (81)

(٢، ٤، ٧) وصف واختيار الخواص

يتم استخلاص الخواص واختيارها بناء على واحد أو أكثر من المعايير، والتي من الممكن أن تتداخل بل وقد تتعارض. تشتمل هذه المعايير على مقدرة مجموعة من الخواص على تجميع العينات من الأنواع المتشابهة (التجميع)،

وفصل العينات من الأنواع المختلفة (التصنيف)، ونقل المعلومات الضمنية عن العينات (الوصف)، الحصول على الخواص التي يراها المستخدم مهمة لمهمة معينة (البروز مثلاً)، وأن تظل مفيدة في وجود الضوضاء، وأن تتغير في التدرج والاتجاه، وأخطاء القياس (الثبات).

إن تخفيض عدد الخواص المستخدمة في مشكلة تصنيف أو تجميع معينة يكون مطلوباً في العادة لأنه عند التشكيل المعتمد على كمية محدودة من بيانات التصميم (التدريب)، فإن المصنفات التي تستخدم عدد كبير من الخواص لن تؤدي أو تعمل جيداً مع البيانات الأخرى (83). هذه العيوب في الأبعاد تؤدي إلى الحاجة إلى خواص أفضل وطرق لاختيار أفضل مجموعة جانبية من هذه الخواص المرشحة أو المقترحة. كل من هذين الموضوعين تم التعامل (83) معهما بكثافة في المنشورات العلمية ولن نشرحها هنا ويجب التعرض لهما بحرص عند تصميم أي نظام عملي.

(٣، ٤، ٧) تطبيقات استخلاص الخواص

الكثير من طرق الميكنة الحالية في الصور الطبية تهدف إلى إنتاج نظام يستطيع آلياً أن يضع التصنيف الصحيح (مثلاً طبيعياً أو غير طبيعي) لأي صورة معطاة، وهذه هي مشكلة التصنيف الغرض هنا هو الحصول على معدل عالٍ للموجب الحقيقي ومعدل أقل للموجب الخطأ، وسيكون هناك بالتأكيد مفاضلة بين كل منهما، ويتم عمل ذلك صراحة عن طريق منحني خواص تشغيل المستقبل receiver operating characteristics, ROC (84)، المشروح في الكثير من الأماكن ويتم تلخيصه دائماً بالإحصاء الأحادي A_z ، والمساحة تحت المنحنى، والتي نحاول أن نعظمها إحدى الطرق لقياس أداء المصنف يكون باستخدام A_z .

في العادة يتطلب تصميم المصنف مجموعة من بيانات التدريب المعلمة أو المعرفة، والتي منها نقوم باستخلاص الخواص والتي سنقيمها ونختارها كما سبق. مجموعة منفصلة من البيانات (مجموعة الاختبار) يتم استخدامها بعد ذلك لتقييم الكفاءة الكلية لمجموعة المصنفات والخواص (83)، وغالباً ما يتم استخدام الـ ROC كمعيار.

في بعض الظروف، تكون عينات البيانات المتاحة ليس بها تعريف بالفصيل الذي تنتمي إليه التحليل في هذه الحالة غير الإشرافية تُسمى تجميعاً، وهناك العديد من المواقف التي تجعل هذا الموقف موضع اهتمام. هذه الأسباب تشتمل على ما يلي: (أ) من الممكن أن تحتاج لتصميم مصنف لكمية كبيرة من البيانات غير المعرفة أو غير المعلمة (ربما لأنها قد تكون أرخص) وبعد ذلك يتم استخدام البيانات المعرفة لضبط عملية التصنيف. (ب) التغير البطيء في خواص البيانات (مثلاً، الظهور المتدرج للأمراض، أو في دراسات علوم البيئة التي تعتمد على الزمن وعلى الجغرافيا) من الممكن تحديده واتباعه عن طريق مصنف يعمل بالحالة غير الإشرافية (ج) من الممكن تقييم الخواص المرشحة على حسب قدرتها على إنتاج مجاميع طبيعية في البيانات.

إن التفاعل بين اختيار الخواص وعملية التجميع من الممكن أن يوفر فهماً لهيكل البيانات ويعرض الفرصة لدمج أي نوع من البيانات أياً كان نوعها عن المشكلة، مثل عدد المجاميع، أو احتمالات الحدوث المسبقة لمختلف الفصائل، أو الطبيعة الاحتمالية للخواص لكل فصيل مفترض أو حقيقي.

بدلاً من محاولة التعامل الصريح مع كل واحدة من العدد الهائل من الصور الممكنة التي يُمكن توليدها عن طريق تغيير هيكل تدريجها الرمادي، فإنه يُمكننا استخدام خواص معينة للحصول على معلومات أساسية لمهمة معينة موجودة في أي صورة أو مجموعة من الصور المعطاة. في هذه الحالة، وعند استخلاص مجموعة n من الخواص من الصورة، فإنه يتم تمثيلها بعد ذلك كنقطة في فراغ أبعاده n ، والنقاط جيدة الانفصال في هذا الفراغ ستؤكد على الفروق بين محتويات مجموعة الصور. الهدف هنا هو للصور التي تكون متشابهة (كما يتم تحديدها بالمهمة) أن يتم تجميعها في مجموعة في فراغ الخواص. هنا أيضاً نرى التفاعل بين طرق التجميع.

إن الاستعلامات من نظام تخزين واستدعاء الصور يُمكن تشكيلها صراحة بدلالة الخواص، أو كاستعلام بالأمثلة. إذا كان المستخدم يعرف خواص الصورة المطلوبة بدلالة الخواص المستخلصة منها (الحجم، وواصفات الشكل، إلخ)، فإنه من السهل بعد ذلك البحث في قاعدة البيانات عن الصور التي تتطابق معها إما تطابقاً تاماً وإما تقريبياً. في الحالة الثانية، فإن المستخدم يقدم صورة يكون مطلوب البحث عن تطابق معها. يتم استخلاص خواص من هذه الصورة الاستعلامية وتستخدم هذه الخواص كأدوات للبحث في قاعدة البيانات. من الواضح، أنه سيتم التكرار في هذه العملية عن طريق التخلّص الاختياري للخواص من مجموعة خواص البحث.

إن عملية استخلاص الخواص من الصور الطبية تكون جزئياً علماً والجزء الآخر فناً إنها عملية محددة المهمة بدرجة كبيرة. إن الوصف الموضوع عن طريق خبير عملية التشخيص يوفر للعالم نقاط البداية لتحديد الخواص المرشحة التي يُمكن استخدامها للتشكيل والتحليل الحسابي. إن مجموعة الخواص المرشحة، والتخلص من بعضها بعد ذلك، سيتم دفعها جزئياً في الخطوة التالية (عادة تكون تصنيف أو تجميع)؛ وبالتالي فإن تحديد المهمة تدخل عند هذه النقطة. على المستخدم أن يحدد بحرص طبيعة الصور المصدر والملخصات المتوقعة عند نهاية العملية. إن ذلك سيؤدي إلى قواعد أساسية لتحديد الخواص واختيارها.

(٧،٥) تفسير الصور الطبية

في هذا الجزء سنشرح كيف يعمل إحصائي الأشعة عندما يفحص ويفسر أي صورة طبية. يعمل إحصائي الأشعة، إلى درجة معينة، في فراغ الصورة بدلاً من الفراغ اللفظي أو الشفهي. ولذلك فإنهم قد يكون لديهم صعوبة بالغة في شرح ما يفعلون، وكيف يعالجون البيانات في الصورة للوصول إلى تشخيص، ولماذا يكونون متأكدين (إذا كانوا كذلك) أنهم على صواب. إن البيانات في الصورة تكون غامضة، وأخصائي الأشعة تكون لديه المهارة الفطرية أو أنه يكون قد تعلم مهارة تجميع المعلومات الغامضة في صورة نماذج وهذه النماذج تؤول إلى تشخيص. تحديد هذه

التشخيصات يعتمد إلى درجة ما على عمليات الجاستالت أو البنية أو التكوين ، ولكن كيفية عمل هذه العمليات في العقل يكون قليل الفهم. الجاستالت تحقق أو توفر أسماء لما يحدث ولكنها لا تشرح.

أخصائيو الأشعة لا يكونون متطابقين فيما يحددون أو يعلقون على أي صورة ، ولا يتوافقون مع أنفسهم ومع الأخصائيين الآخرين بتكرار وسطي معين عندما تحتوي الصورة على مكتشفات تكون صعبة التفسير. عندما تفحص النتيجة مع إحصائي الأشعة ، فإنه قد يجد صعوبة في شرح طريقة تفكيره التي أدت إلى تحديد المرض واختيار هذا التشخيص. إن التشخيص المعتمد على الصور يكون متغيراً في تأكيده ، ودرجة عدم التأكد من الممكن تضمينها في تقرير الأخصائي على الصورة لأغراض البحث ، تكون معرفة أرضية معينة للحقيقة غاية في الأهمية ، وقد يحتاج أحدهم أن يدرّب ويختبر خواريزم شخص آخر على الحالات الأكثر تأكيداً ، ولكن عدد الحالات المحددة المتاحة يكون محدوداً. إن معرفة درجة التأكد من التشخيص يجب أن تنقل مع الخواريزم الذي تم تطويره أو اختباره على بعض الحالات.

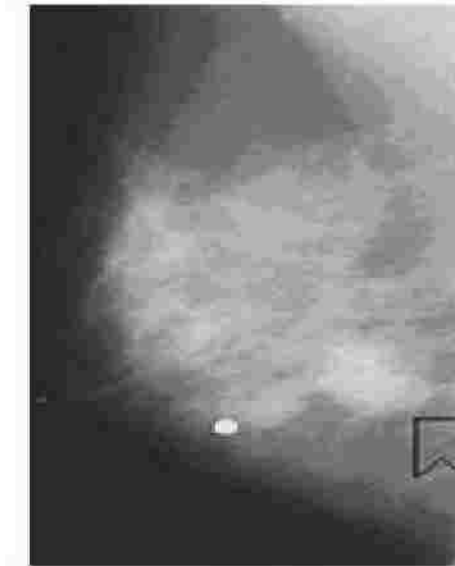
(٧،٥،١) كيف يعمل إحصائي الأشعة

يتنوع أخصائيو الأشعة في تدريبهم ومهاراتهم ويستخدمون طرقاً مختلفة إلى حد ما لتفسير الصور. بعضهم يكون أكثر مهارة في اكتشاف التشخيصات غير العادية على الصور ويقوم بعمل ذلك بسرعة كبيرة وبتطابق، والبعض الآخر يصل إلى مستويات مهارة عالية عن طريق طرق البحث الحريضة والمحددة التي درّبوا أنفسهم على اتباعها. على العموم ، سيواجه أخصائيو الأشعة صعوبة في وصف ما يفعلون عندما يقومون بتفسير أي صورة. في العادة يشير الأخصائي إلى الشذوذ أو المرض ولكنه لا يستطيع أن يشرح كيف توصل لذلك ، إنه فقط من الواضح لهم أنهم لا يستطيعون أن يذكروا لك ماذا فعلوا ، أو إذا كانوا قد فقدوا شيئاً من المفروض الكشف عنه ، ولماذا فقدوه. في الجزء التالي وصف نظامي لما يظهر أن أخصائيو الأشعة يقومون بعملهم. إن ذلك يعتمد على نتائج تم تعلمها من خلال فحوصات واكتشافات نظامية ولكنها غير مكتملة. تذكر أنه على الرغم من ذلك فإن أخصائيو الأشعة لن يفهموا العملية التي يتبعوها أو كيف أن الأجزاء التي اتبعوها تتعلق بالأشياء التي يقومون بها فعلاً أثناء تفسير الصور الطبية.

(٧،٥،٢) البحث ، والكشف ، والوصف ، والتشخيص

من الظاهر أن هناك أربع عمليات في تفسير الصور: البحث ، والكشف/الاستبعاد ، والوصف ، والتشخيص. البحث هو المراجعة البصرية النظامية أو غير النظامية للصورة التي خلالها يتم تركيز الانتباه على مساحة معينة للمراجعة الأكثر تركيزاً. الكشف/الاستبعاد هو عملية تقييم كل واحدة من هذه المساحات التي وجه الانتباه إليها لنقرر إذا كان هناك شذوذ غير طبيعي حقاً يتطلب التحليل أم أنها نتائج زائفة يُمكن إسبعادها. الوصف هو تحديد مساحة للكشف وقد يحتاج هنا أو لا يحتاج أن يشتمل على بعض الكلمات. التشخيص هو تعيين صنف لهذه العملية التي تم اكتشافها: طبيعية أو غير طبيعية ، وإذا كانت غير طبيعية فماذا تمثل غالباً.

هناك ثلاث طرق يتم اتباعها غالباً للبحث. يُمكن للبحث أن يكون مراجعة سريعة للصورة بحثاً عن المساحات التي بها شك. ومن الممكن أن يكون البحث نظامياً بحيث تتم مراجعة كل أجزاء الصورة. أيضاً من الممكن أن يكون البحث معتمداً على توقع وجود خواص تشير إلى مرض وحيد متوقع أو أمراض عديدة متوقعة. مثلاً، يوضح الشكل رقم (٧,٥) ماموجرام يوجد به منطقة غير عادية، عبارة عن كتلة. الكتلة لها تباين عالٍ وواضحة تماماً، حيث إنها مختلفة تماماً عن الخلفية. الشكل رقم (٧,٦) يبين ماموجرام يوجد به تكتلات متناهية الصغر. على الرغم من أن كل واحدة من هذه التكتلات تكون عالية التباين، إلا أنها صغيرة. يُمكن إيجاد مثل هذه التكتلات عن طريق البحث النظامي الذي يسمح كل صورة نسيج الثدي، مثلاً، عن طريق المسح العلوي والسفلي على كل الصورة ويكون ذلك غالباً باستخدام مكبر. إذا كان أحدهم ينظر إلى الماموجرام، فإنه سيعرف أن هناك فقط بعض من خواص السرطان القليلة. تشتمل هذه الخواص على كتل، وتكتلات متناهية الصغر، وتشوهات هيكلية. ولذلك؛ فإن أحدهم يقوم بالبحث في الماموجرام متوقعاً أنه في حالة وجود واحدة أو أكثر من هذه الخواص فإنه قد يكون هناك سرطان، ولذلك فإن توقع ما يُمكن رؤيته من الممكن أن يقود الباحث. هناك مخاطر في استخدام حاسب للكشف الجيد عن هذه الأمراض حيث إنه من الممكن أن يعطي نتائج جيدة في حالة الخواص الظاهرة، ولكنه بالطبع سيفشل في حالة الكشف الدقيق والخواص غير الظاهرة. أحياناً، تكون النتائج الأكثر وضوحاً على الماموجرام تمثل نتوءات أو آثار جرح بينما يكون السرطان من الصعب كشفه أو رؤيته. بالإضافة لذلك، فإذا كان برنامج الحاسب يستخدم لمساعدة إخصائي الأشعة في الكشف، فإنه من المؤكد أنه سيحتاج مساعدة لذلك.



الشكل رقم (٧,٥) مثال على كتلة ظاهرة في الجزء الأسفل من صورة ثدي امرأة (السهم). الهدف الأبيض الصغير الدائري عبارة عن علامة معدنية تبين أن الكتلة يُمكن الشعور بها أثناء الجس اليدوي أو ملامسة الثدي.



(أ)



(ب)

الشكل رقم (٧،٦). (أ) هذا الماموجرام يوضح تكتلات متناهية الصغر من النوع الذي يوضح وربما خبيثاً. عند رؤية منطقة كبيرة من الثدي فإن هذه التكتلات يصعب رؤيتها. (ب) هنا تم عرض نظرة مكبرة لجزء من نفس الثدي مما يوضح وجود التكتلات المتناهية الصغر ونقط بيضاء وخطوط بيضاء قصيرة.

أحياناً يشتمل البحث على صورة واحدة، وأحياناً يشتمل على مقارنة لصور تم الحصول عليها بنفس النمط (العديد من الماموجرام، والعديد من الـ CTs). أحياناً أخرى تكون المقارنة على صور من أنماط مختلفة (مثلاً مقارنة الـ CT مع الـ MRI).

نماذج الثدي الطبيعي تميل لأن تكون متناسقة، ولذلك فعند ملاحظة شيئاً على أحد مناظر الماموجرام الذي من الممكن أن يكون طبيعياً أو غير طبيعي، فإنه من العادي لمتخصص الأشعة أن يقارن النتائج مع الجانب المقابل. عند تقييم الثدي، يكون التماثل مهماً وجيداً، بينما عدم التناسق من الممكن أن يشير إلى شيء غير طبيعي أو مرض. أحياناً تكون العلامة الوحيدة على وجود السرطان في الماموجرام هي اكتشاف نسيج أكثر في ثدي معين عن الآخر. كل ثدي يظهر طبيعياً، ولكن عدم التناسق بين الثديين هو الذي وضح وجود المرض إن العديد من أجزاء الجسم يكون بها التناسق أو التماثل بين اليمين واليسار.

عند أخذ صورتين عند زمنين مختلفين، فإن نموذج البحث يُمكن توجيهه عن طريق معرفة ما يُمكن رؤيته في الصورة الأخرى أو السابقة. في صورة الأشعة الراديوية على الصدر التي تظهر طبيعية في البداية، فإنه يُمكن أحياناً

رؤية مساحة من الالتهاب الرئوي على الفيلم السابق ؛ وبالتالي فإن هذا سيوجه الأخصائي إلى الانتباه لنفس المساحة في الفيلم الحالي لرؤية إذا كان الالتهاب الرئوي مازال موجوداً.

عند رؤية منطقة صغيرة من التخفيف غير الطبيعي في صورة أشعة مقطعية CT للكبد، فإنه يُمكن إجراء صورة الرنين المغناطيسي للمساعدة في ذلك. إن إخصائي الأشعة، وبناء على معرفته بصورة ال CT السابقة، فإنه سيوجه نظره خصيصاً لنفس المساحة المقابلة في صورة ال MRI التي كانت غير طبيعية في صورة ال CT.

عندما يكون إخصائي الأشعة لديه بيانات متاحة وهذه البيانات ليست بيانات صورة، هذه البيانات قد توجهه للنظر في نماذج معينة للمرض. ولذلك ؛ إذا كان الأخصائي يعرف مثلاً أن المريض كان مدخناً منذ العديد من السنوات، فإنه من الممكن أن يبحث بعناية عن علامات سرطان الرئة وانتفاخها، ولذلك فإن الأخصائي سيرى ما كان متوقعاً أن يرى إلى حد ما. إن ذلك تكون له خواص جيدة وأخرى سيئة إنه، وإلى درجة ما، سيحسن احتمال الكشف والتشخيص الصحيح للمرض. إن الخاصية السيئة هي ما يُسمى نسبة الخطأ في التشخيص. إذا كانت النتائج على الصورة مطابقة للتشخيص المتوقع، فإن الأخصائي في الغالب سيعين النتائج كما لو كانت بسبب هذا التشخيص السابق، في حين أنها قد يكون لها سبب آخر.

بمجرد أن يحدد إخصائي الأشعة منطقة الاهتمام، فإنه سيقوم بتحليل حرج لهذه المنطقة، بحيث يقرر إما إنها منطقة مهمة تحتاج اهتماماً آخر وإما أنها منطقة طبيعية من الممكن إهمالها. العملية الابتدائية لهذا الفصل تحدث في اللاوعي ؛ ولذلك فإن آليتها تكون غير معروفة. إنها من المفترض أنها تتعلق ببنك صور كبير في الذاكرة والذي يكونه الأخصائي مع الزمن وهذه الصور تمثل النماذج الطبيعية والمريضة. العديد من مثل هذه التحليلات تحدث عند رؤية الصورة، والعملية تكون سريعة بطريقة غير عادية. طريقة الرؤية العادية تبدأ غالباً بنظرة عامة وشاملة يعقبها مراجعة سريعة للعديد من المساحات الصغيرة على الصورة. القليل فقط من هذه المساحات التي تجذب الاهتمام وتصل إلى مستوى الوعي التحقيقي. إذا وصلت هذه المساحات إلى الوعي للتحقيق، فإن الأخصائي سيقوم بمجهود في الوعي لفصل نموذج الصورة إلى خواص قد تمثل المرض أو الحالة الطبيعية. إن هذا يتعلق أيضاً إلى حد ما بالذاكرة المخزنة عند الأخصائي للنماذج الطبيعية وغير الطبيعية، وإلى درجة ما، بالاستقراء من هذه النماذج المعروفة للوصول إلى التطابق. إن الأخصائي سيكتشف سريعاً ما لا يطابق النماذج الطبيعية.

إن المعرفة بالنماذج الطبيعية تكون مهمة للأخصائي لأن التغيرات في النماذج الطبيعية تكون واسعة جداً. عندما يريد الأخصائي أن يتعلم تفسير نوع جديد من التصوير، فإنه يستطيع أن يتعلم ذلك بكثافة من النظر في الحالات الطبيعية. بمجرد تعلم مدى من المناظر الطبيعية وتكون فعالة في مستوى اللاوعي، فإن التغيرات من النماذج الطبيعية يُمكن الكشف عنها بسهولة وبسرعة.

مركبة أساسية أخرى في هذا التمييز أو الفصل هي تتابع من نماذج تفسير الصور تُسمى الجاستالت أو البنية. إلى درجة ما، فإن كل نماذج الصور تكون إلى حد ما غامضة أو مبهمة بدلاً من أن تكون محددة الجاستالت (كلمة ألمانية تدل على وضع الأشياء مع بعضها، لتكون شكلها أو هيكلها أو صورتها) هو مجموعة من العمليات القليلة الفهم والتي عن طريقها يعالج المخ بيانات الصور ليكون الشكل الذي سيظهر مع التفسير. يمتد ذلك بدرجة كبيرة إلى اللاوعي، ولكن القرارات التي تؤخذ بناء عليهم ترتفع بالطبع إلى مستوى الوعي الأربعة نماذج جاستالت الأساسية هي الظهور أو البزوغ، الإغلاق، الاستقرار المتعدد، والثبات. هذه هي الأربعة نماذج التي تؤثر في تفسير الصور الطيبة (85-88).

الظهور أو البزوغ يحدث عندما عندما يكون هيكلًا أي هدفاً في الصورة غير محدد يستطيع المخ في هذه الحالة أن يدخل حدوداً للهدف بحيث يستطيع تفسيره هناك تفسير بديل وهو التجميع. يستطيع المخ أن يجمع خواص الصور الغامضة لتوليد هدف يُمكن تفسيره ووصفه. يحدث الإغلاق عندما يكون الهدف المرئي الحقيقي ليس له حدود يستطيع المخ إكمال هذه الحدود بحيث يُمكن التعرف على الهدف.

الاستقرار المتعدد يسمح للشخص بتفسير الأهداف غير الكاملة التحديد بطرق مختلفة، ولذلك فإن الهدف الغامض من الممكن أن يكون واحداً من هيكليتين ويُمكن تفسيره على أنه واحد منهما. إن ذلك يستخدم عادة مع الهياكل الغامضة عندما يقوم الأخصائي بإعادة تجميع هدف بطرق مختلفة ليقرر عما إذا كان حقيقياً أو أي شيء يمثله. يُمكن للأخصائي أن يغير سريعاً من تجميعات البيانات الغامضة ليكون الاحتمالات التجميعية المختلفة لتكوين صورة، ويختار منها التي من الممكن أن تكون نتائج لأمراض ويستبعد التي لا يحتمل أن تكون كذلك.

الثبات هو القدرة على التعرف على الهدف عند رؤيته من مناظير مختلفة. يُمكن للشخص أن يتعلم التعرف على شكل الهدف ويستمر بعد ذلك في التعرف عليه مع دورانه، أو تغيير حجمه، أو التواء شكله. أنواع محددة من الصور يتم الحصول عليها كتتابع أو رصة من الشرائح المتجاورة. الأخصائي الذي ينظر لهذه الصور يُمكنه أن يفهم بسرعة العلاقة بين الشريحة والتالية لها ويُمكنه أن يرى العلاقة بين هذه الصور.

الجاستالت التي يستخدمها الأخصائي في التعرف تكون مهمة حيث يقوم الأخصائي بإتمامها سريعاً جداً. الآن، برامج الحاسب المستخدمة في التعرف على الأنماط تواجه صعوبة مع مهام الجاستالت.

التعرف الثابت يُمكن برمجته إلى درجة ما، ولكن ثبات شكل الهيكل مع التفافه من الممكن أن يمثل صعوبة بالنسبة للحاسب. إن الظهور أو البزوغ، والإغلاق، والاستقرار المتعدد تعتبر مشاكل صعبة على الحاسب لحلها وربما يُمكن حلها جزئياً بالتقنيات الحالية.

نادراً ما يصف الأخصائي النتائج التي توصل إليها على الصور بالتفصيل. الاتجاه بالنسبة للأخصائي منذ زمن كان الانتقال من الوصف المكثف إلى التشخيص، ونفس التغيير حدث في علم الأمراض. منذ سنوات تم تدريب الأخصائيين على كيفية وصف الصور عن طريق مدرب واحد يقوم بوصف نتائج الصورة في كلمات على مخطط الأشعة على مدرب آخر لم يسمح له بالنظر لهذه الصورة. المدرب الثاني ربما يقوم هو بتشخيص من هذا الوصف اللفظي، ولكن هذا لم يعد يحدث الآن.

المهندسون الذين يقومون بتطوير نظم تحليل الحاسب للصور الطبية يطلبون في الغالب وصفاً لهذه النتائج، مما يعكس الرغبة لتحويل ذلك إلى برامج حاسب لملاحظات الأخصائي. هذه الأوصاف عن طريق الأخصائي تكون في الغالب ملخصة وغير كاملة. للحصول على وصف يُمكن أن يساعد المهندس، فإنه قد يكون من الضروري للمهندس أن يسأل أسئلة محددة للأخصائي تعكس ما يُمكن للمهندس أن يفعله بدلاً من الاعتماد على ما وصفه الأخصائي.

من الممكن أن يطلب الأخصائي من المهندس أشياء لا يُمكن للمهندس أن يحققها، أو حتى إذا كان يستطيع، فإن الأخصائي قد لا يستطيع أن يقدر مقدار الشغل الذي سيبدله المهندس للحصول على ما قد يبدو بسيطاً من وجهة نظر الأخصائي. إن الأخصائي المفكر هو الذي يعرف ما يحتاجه لجعل شغله أسهل وأن يكون قادراً على ترتيب احتياجاته. إن المهندس يستطيع أن يفهم ما هو سهل وما هو صعب التحقيق. عن طريق الحوار، يُمكن الوصول إلى قرار يجمع ما بين ما هو أهم مع ما هو أسهل ويمكن الوصول إليه. في الغالب يريد الأخصائي كل شيء مرة واحدة وعادة لا يستوعب أن ما يكون سهلاً في وجهة نظره من الممكن أن يكون صعب التنفيذ بطرق الحاسب الحالية.

يختلف الأخصائيون في طريقة عرضهم للتشخيص. هناك ثلاثة نماذج أساسية لذلك :

١ - وضع تشخيص يكون في الحقيقة عبارة عن وصف ملخص. مثلاً، يقول إن هناك تسرباً في الرئة. إن هذا يعني أن الرئة غير طبيعية، ولكنه لا يصنف ذلك إلى مرض محدد. التسرب الرئوي من الممكن أن يكون بسبب الالتهاب الرئوي، أو فشل قلبي، أو صمة رئوية، أو مجموعة أخرى من الأمراض، ولذلك فإن تشخيص التسرب الرئوي هو في الحقيقة وصف. بنفس الطريقة فإن الكتلة من الممكن أن تكون بسبب السرطان، أو عدوى أو التهاب بدون عدوى أو أمراض أخرى عديدة.

٢ - يعطي التشخيص مع علامة على عدم التأكد. مثلاً يقول هناك تسرب رئوي ربما يكون بسبب التهاب رئوي. إلى حد ما، فإن النماذج توضح أن أي عملية تحدث في الغالب بسبب مرض معين.

٣ - يعطي تشخيص، مثلاً، التهاباً رئوياً، ولكن لا يعطي درجة لعدم التأكد. يحدث ذلك بفرض أن الطبيب الذي سيقراً التقرير يعرف أن هناك عدم تأكد في العديد من تقارير إخصائي الأشعة وهو فقط يريد أن يعرف

الاحتمال الأكبر، وليس عدد من أو كل الاحتمالات. إذا كان تشخيص الأخصائي غير ملائم علاجياً فإن طبيب آخر قد يسأل احتمالات أخرى. معنى ذلك، أنه عندما يكون المحتمل، اعتماداً على الصورة، يظهر أنه خطأ، فإن الطبيب سيبدأ في التفكير في تشخيص آخر.

على العموم، فإن أخصائيو الأشعة يكونون مدربون على النظر للصورة بدون المعرفة المسبقة بالأعراض من المريض أو تاريخه المرضي، وهذا التدريب يكون لمساعدة الأخصائي على تجنب أخطاء التعيين أو القرار (انظر ماسبق). إذا كان الشخص سيري غالباً ما كان متوقعاً أن يراه، فإن المعرفة المسبقة للأعراض أو التشخيص المشبوه من الممكن أن ينتج عنه أن الأخصائي سيخفف من أهمية النتائج التي لا تتوافق مع التشخيص المتوقع أو التي فشلت لشرح الأعراض. إن هذا يعتبر جزء من مشكلة الرضاء أو الارتياح عن البحث، وهي عملية سيتم شرحها فيما يلي.

بمجرد أن يعتبر الأخصائي أن كل شيء في الصورة قد تمت رؤيته، وغالباً بعد أخذ القرار على أساس تشخيص مؤقت، فإنه سينظر إلى المعلومات العلاجية والتقارير المسبقة ليرى إذا كانت هذه المعلومات تتوافق مع التشخيص الابتدائي. سواء كان هناك توافق أو لا، فإن الأخصائي سينظر غالباً إلى الصورة مرة أخرى ليرى إذا كانت هناك نتائج أخرى قد تشرح الجانب العلاجي أو تعارض هذا الانطباع. إن دور أخصائي الأشعة في هذه الحالة هو ليقرر إذا كانت النتائج على الصورة تشرح النتائج العلاجية أو الإكلينيكية، أم أنها تؤيد التشخيص، أم أنها تبين أن هناك احتمالاً لتشخيص آخر.

في كثير من الأحيان فإن الأخصائي سيظهر ليدعي سريعاً أن المريض لديه تشخيص غير متوقع، بسرعة في الغالب تباغت الملاحظ من غير الأخصائيين. إن الأخصائيين يُمكن أن تكون لديهم مهارات مهولة من الصور المخزنة في ذاكرتهم، وإذا كان النموذج فريداً لأحد الأمراض النادرة، فإنه يُمكنه أن يتعرف عليه في لحظات. إن التشخيص الصحيح يقفز خارجاً من عقل الأخصائي بدون تفكير أو رقابة.

في بعض الأحوال الأخرى، فإن الأخصائي سيأخذ بسرعة ما قد يبدو أنه معلومات غير مركزة عن المريض، وبتجميع ذلك مع الصورة، فإن ذلك يتم تجميعه في تشخيص غير متوقع.

في الحالة الأولى، إذا تم سؤال الأخصائي، فإنه غالباً سيقول "هي كذلك" أو "لقد تذكرت ذلك للتو". إن الأخصائي في العادة لا يفهم كيف تم هذا التشخيص المفاجئ.

إن أخصائيو الأشعة يفكرون دائماً في فراغ الصورة بدلاً من الفراغ اللفظي. في الكثير من الأحيان، يكون من الصعب الشرح بالكلمات كيف توصل الأخصائيون إلى قرارهم، بالرغم من تعلمهم الوصف بالكلمات لما وجدوه.

(٧،٥،٣) تحويل البيانات إلى معلومات

من المؤكد أن الأخصائيين يواجهون مشاكل عندما يفسرون الصور، وهذه المشاكل تنتج في صورة عدم تطابق في التشخيص. (90-92) من الممكن للأخصائي أن يتعارض مع نفسه عندما ينظر للصورة للمرة الثانية، كما أن اثنين من الأخصائيين من الممكن أن يتعارضان مع بعضهما. في الأحوال الصعبة، يكون معدل التغير حوالي ٢٠٪. عندما ينظر الأخصائي إلى الصورة فإنه قد يجد شيئاً واضحاً، ويقوم بشرح أعراض المريض ويتوقف عن نظر الصورة، وهذا هو ما يُسمى بالرضى عن البحث. العديد من الصور التي ينظر إليها الأخصائيون تكون غامضة. يقوم الأخصائي بتجميع النتائج من التفاصيل المشوشة أو الغامضة. في الغالب يكون هناك تشخيص غامض: نفس النتائج يُمكن أن يكون لها أكثر من تشخيص معقول ويُمكن أن يكون لها تشخيصات قليلة ونادرة.

التغيرات بين الملاحظين تعتبر مشكلة معروفة جيداً وغير مفهومة تماماً إذا أعطيت للأخصائي نفس الصورة مرتين وسألته أن يشخصها، فإن الأخصائي قد لا يعطي نفس الوصف ولا نفس التشخيص. عندما تكون الحالة سهلة، مثل كسر أساسي في عظمة كبيرة، فإن الأخصائي في الغالب سيعطي نفس النتيجة في المرتين، ولكن كانت الصورة أكثر غموضاً، كلما كانت الفرصة كبيرة أن التشخيص سيتغير جزء من ذلك يكون نتيجة للتغير في تحديد الأشياء من خلال عملية الجاستالت. الهياكل غير الجيدة التحديد أو غير الكاملة من الممكن في العادة ألا يتم تفسيرها حيث أن الجاستالت من الممكن أن يختلف عند الأوقات المختلفة. إن هيكل العديد من الأهداف غير الجيدة التعريف لا بد أن ينبثق من غموض الشدة الحقيقية في الصورة، وعند الأوقات المختلفة من الممكن أن تنبثق أشياء مختلفة. عندما يقوم الأخصائيون بتفسير صور صعبة، فإن تغيرات الملاحظة فيما بينهم من الممكن أن تكون في المدى ٢٠٪، وهذا يعني أن ١٠٪ للنتائج غير الطبيعية التي تم رؤيتها مسبقاً لن يتم النظر إليها مرة ثانية، وأن ١٠٪ من هذه الأشياء التي لم ترى مسبقاً من الممكن أن تنبثق.

بنفس الطريقة وكما هو الحال في التغيرات بين الملاحظين، فإذا عرضت نفس الصورة على اثنين أو أكثر من الأخصائيين، فإنهم سيعطوا تفسيرات مختلفة. الفرق بين التفسيرات من قبل اثنين من الأخصائيين أو أكثر تُسمى التغيرات ما بين الملاحظين interobserver variability. إذا كانت النتائج واضحة للأخصائيين، فإنهم في الغالب سيتوافقون، ولكن إذا كانت النتائج غامضة أو صعبة الرؤية فإنهم لن يتوافقوا مع بعضهم في حدود ٣٠٪ من الأحوال. كما هو الحال مع التغيرات بين الملاحظين، فإن واحد من الأخصائيين أحياناً سيتعرف على مجموعة واحدة من النتائج، وإخصائيون آخرون سيتعرفون على مجموعات مختلفة مع بعض التداخل في المجموعات. لحسن الحظ للأخصائي والمريض، فإن معظم الأشياء على الصورة تكون واضحة نسبياً للأخصائيين؛ بالتالي فإن التغيرات بين الملاحظين ومن الملاحظ نفسه ستكون أقل كثيراً (92).

لعمل برنامج حاسب لتحليل الصور عن طريق مهندس ، فإن هذه التغيرات بين الملاحظين وخلال الملاحظ نفسه تتسبب في مشاكل في معرفة أرض الحقيقة التي يجب عليه أن يستخدمها إذا وصل جميع الأخصائيين الذين ينظرون نفس الصورة إلى نفس التشخيص ، فإنه ببساطة يُمكن القول أنهم كلهم قد استفادوا من أحد برامج الحاسب لمساعدتهم في الكشف. إذا كانت الحالة من الصعوبة بحيث إن الأخصائي سيختلف مع نفسه وكذلك الأخصائيون سيختلفون مع بعضهم البعض بشأن هذا الكشف ، فإنه في هذه الحالة سيكون من الصعب معرفة أرض الحقيقة. على الجانب الآخر ، فإن هذه هي الحالات بالضبط التي يواجه فيها الأخصائيون صعوبة وهي الحالات التي من الممكن أن تقدم فيها برامج الحاسب المساعدة الكبيرة للأخصائيين.

إن مهمة الأخصائي هي مراجعة الصور والوصول إلى تشخيص في أسرع ما يُمكن. للوصول إلى ذلك ، ستكون هناك مخاطرة في أن يصل الأخصائي إلى نتيجة مؤداها أنه هذا الشخص أكمل هذه المهمة بحيث نستطيع الانتقال إلى حالة جديدة. إن الوصول إلى نتيجة مؤداها أن ما نظرناه أو ما تم من بحث يكفي تعني أن البحث كان مرضياً. إن الأخصائيين يرضون عن بحثهم في كل صورة يقومون بفحصها ، ولكنهم عند نقطة معينة يوقفون النظر وينتقلون إلى الصورة أو الحالة التالية. إن المشكلة مع الرضاء عن فحص الصورة ، هي أنه أحياناً ، يكون هناك شيء آخر في الصورة على الأخصائي أن ينظر إليه ، وهذا الشيء الذي لم ينظر إليه يوصف على أنه منسي من أجل الوصول إلى الرضا عن الفحص (93-95).

كل إخصائي يقرر عن كل صورة يقوم بفحصها متى وصل إلى الرضا عن هذا الفحص. ليس هناك قانون أو معيار يُمكن استخدامه لمعرفة إنه قد تم بذل الوقت والمجهود الكافيين لهذا الفحص ، وبدلاً من ذلك ، فإذا نسي الأخصائي شيئاً ، فإنه قد يكون لأن الفحص كان غير مرضٍ ، أو لأن الغموض أو الالتباس في الصورة كان صعباً وهذه النتيجة لم تكن مرئية ولن تكون مرئية حتى لو تم بذل المزيد من الوقت والمجهود. في الحقيقة ، فإن بعض الدراسات قد أوضحت أن الأخصائيين الذين يبدلون الكثير من الوقت على صورة معينة قد يخرجون أنفسهم خارج نتيجة قد تكون حقيقية ومهمة (96، 97).

العديد من الصور الطبية تكون غامضة إلى حد ما في نتائجها ، وغالباً ما يكون معظم هذا الغموض غموضاً في الحواف أسهل الطرق لإثبات ذلك هو أن ندع العديد من الأخصائيين يقومون بتلخيص نفس النتيجة ، سيكون هناك غالباً بعض الفروق في الحواف المرسومة. الشكل الثاني للغموض يكون في التضمن والاستبعاد. عند رؤية أي جرح أو ضرر يكون هناك دائماً عدم تجانس في النتائج. عندما يرى الأخصائي ذلك ، فإن بعض الأجزاء قد تبدو مناسبة للتضمن (لأنها جزء من النتيجة) وبعض الأجزاء الأخرى تبدو مناسبة للاستبعاد (ليست جزءاً من النتيجة). يُمكن لهذا الغموض أن ينتج عنه أن بعض الأخصائيين من الممكن أن يرسم حدوداً مختلفة أو يعطي

أحجاماً مختلفة لنفس الهدف. الغموض الثالث هو غموض التباين. عندما يكون كشف أو نتيجة معينة لها تباين منخفض، فإن أحد الأخصائيين من الممكن أن يقرر أن هذا الكشف موجوداً، بينما الآخر قد يقرر أن الكشف غير موجود. هذه المشكلة تكون كبيرة مع الصور التي بها ضوضاء عالية بينما تكون أقل مع الصور ذات الضوضاء المنخفضة.

هناك عدة آلاف من التشخيصات الطبية، وهناك كتب لتفسير معظم هذه التشخيصات. معظم المرضى يعانون من أمراض شائعة. إن الاكتشافات الموضوعية على صورة معينة والتي تشير إلى مرض معين في الغالب لا تكون بالتحديد لهذا المرض ولكنها من الممكن أن تحدث لعدد من الأمراض المختلفة. في الغالب إما أن يعطى الأخصائيون تشخيصاً وصفيّاً (كما في حالة التسرب الرئوي المشروحة مسبقاً)، أو، إذا كانوا يريدون إعطاء قائمة بأمراض معينة، فإنهم سيدونون أقرب مرضين أو ثلاثة تقابل الاكتشافات على هذه الصور وأي أشياء أخرى يعرفونها عن المريض. إن تشخيص أي مرض يأتي من صورة فقط يجب أن يوضع في صورة عبارة احتمالية. في حالة الكسر في الفخذ مثلاً، فإن التشخيص غالباً صحيحاً، بينما مع صورة كتلة في الكلية، فإنه يكون هناك احتمال إحصائي عالٍ في تشخيص هذه الكتلة، ولكن ليس هناك تأكيد ١٠٠٪ من الصورة وحدها عما إذا كانت هذه الكتلة هي سرطان. في حالة التسرب الرئوي، فإن درجة الغموض وعدم التحديدية تزداد. يجب على المهندس الذي يصمم أي برنامج تشخيصي أن يأخذ في الاعتبار درجة الشك في تشخيص الصور المستخدمة في تدريب النظام وفي أي ادعاء أو شكوى تخص هذه الدقة.

(٧،٥،٤) توصيات ما بعد التشخيص

معظم الأخصائيين في نهاية التقرير الذي يكتبونه عن صورة معينة أو تتابع من الصور سيعطون إما وصفاً وإما تشخيصاً للمرض. في الغالب إذا افترض الأخصائيون التشخيص، فإنهم لن يوضحوا أي درجة من الشك أو عدم التأكد في كلمات التقرير. إنه من المفترض أن الشخص المعالج للمريض يفهم بأن هناك درجة من الشك في التشخيص المعتمد على الصور فقط. في بعض الأحوال يشتمل التقرير على بعض التقديرات عن احتمالات التشخيص أو احتمالات أي تشخيص بديل. الكلمات التي تستخدم في العادة لتوضيح عدم التأكد أو الشك هي: نادراً، ومن الممكن، وعلى الأرجح، ومن المحتمل. على الرغم من أن هذه الألفاظ ليس لها استخدامات دقيقة عن طريق الأخصائيين، فإنه يُمكن تفسيرها كما يلي: نادراً تعني أقل من ١٪، ويمكن تعني حوالي ٥٪، وعلى الأرجح تعني حوالي ٥٠٪، ومن المحتمل تعني حوالي ٩٥٪، وأما بالتحديد فتعني حوالي ٩٩٪.

بالنسبة لتفسير صور الماموجرام، فقد تم تطوير مجموعة من الأسماء القياسية. نظام التصوير والتقرير وبيانات الثدي BI-RADS breast imaging reporting and data system وقد تم تطويره عن طريق أخصائيو الأشعة ويستخدم

عادة لوصف احتمال أن الماموجرام طبيعي أم أن به أعراض سرطان. الـ BI-RADS1 (98) تم تخصيصه للماموجرامات الطبيعية. وأما الـ BI-RADS2 فقد تم تخصيصه للماموجرامات التي تحتوي بعض من عدم الطبيعية أو الشذوذ، ولكنها ليست سرطان. الـ BI-RADS3 يبين أن الماموجرام به نتائج ولكن من المحتمل أنها ليست سرطاناً، ولكن هناك إمكانية للسرطان؛ ولذلك فعلى المريض أن يقوم ببعض المتابعات الإضافية أو التقييم. الـ BI-RADS4 مخصص للماموجرام التي تحتوي نتائج ذات شك معتدل للسرطان. الـ BI-RADS5 مخصص للماموجرام التي تحتوي نتائج من المحتمل أن تكون سرطانية.

بعد التشخيص، يقوم بعض الأخصائيين بتضمين عبارة توصية للخطوة أو الخطوات التالية التي يمكن استخدامها للتحقق من تشخيص الأخصائي. إذا كان هناك مثل هذه العبارة، ستكون واحدة من هذه العبارات أن هناك توصية بطريقة معينة من العديد من الطرق الأخرى المناسبة لتحقيق التشخيص.

عموماً يكون الأخصائيين والأطباء متعودين على التعامل مع مثل هذه الشكوك أو عدم التأكد. إنهم يعلمون أنهم لن يروا كل شيء في كل صورة وأن تفسيرهم لما يرون لن يكون متوافقاً حتى لو نظروا إلى الصورة مرة ثانية بأنفسهم أم بالاستعانة بأخصائيين آخرين. إن المهندسين وهم يعملون مع الأخصائيين عليهم أن يتوقعوا درجة ما من عدم التأكد فيما يشخصه الأخصائي.

إن تأسيس أرض للحقيقة أو معيار ذهبي، بحيث يمكن تطوير نظام حاسب معتمداً على هذه الحقيقة، يكون مهمة أساسية وصعبة وربما تكون ناقصة التحقيق. لهذا السبب، ربما يكون من الأفضل التفكير في كيفية التعامل مع عدم التأكد من التشخيص مع القبول بأن أحدهم يجب أن يتعامل مع الصور في وجود أرض مختلفة للحقيقة.

هناك طرقاً مختلفة تستخدم لتأسيس الحقيقة للأنواع المختلفة من المشاكل حيث تكون هناك حاجة لمعرفة الحقيقة إما للتدريب وإما لتحقيق أحد خوارزميات الحاسب. كان معيار الإثبات أعلى، كلما كان عدد الحالات المحتمل إن تكون متاحة للتطبيقات الهندسية أقل. حيث أن المهندس ربما لا يكون قادراً على الحصول على العدد الكافي من الحالات مع أعلى مستوى من الإثبات أو التأكد، فإنه في العادة يلجأ إلى دمج المعلومات الوصفية مع الإثبات القياسي المستخدم لتطوير واختبار البرنامج.

دائماً يأتي الإثبات أو التأكد في العديد من المستويات. إن أعلى مستوى من التأكد يتطلب التشخيص عن طريق إخصائي أمراض، مع إمداده بمعلومات دقيقة عن الموضوع النسيجي الذي تم أخذ العينات منه. ولذلك؛ فإن طريقة أخذ العينات النسيجية الموجهة بالصورة يمكن استخدامها للتأكد من أن النسيج يأتي من نفس المساحة المهمة في الصورة. حتى مع هذه الطريقة، فإنه تبقى بعض الشكوك لأن إخصائيو الأمراض يواجهون نفس النوع من المشاكل مثل إخصائيو الأشعة عند تفسيرهم لصور الأمراض: غموض الصورة، التغير بين الملاحظين للصورة

وللملاحظ الواحد لنفس الصورة، والغموض في التشخيص بجانب ذلك، يكون هناك مشاكل أخطاء أخذ العينات، حيث تكون المساحة ذات الاهتمام في الصورة ليست هي المساحة التي تم أخذ العينات منها. هناك أيضاً تغير في النسيج يحدث نتيجة معالجة هذا النسيج قبل الفحص المرضى.

المستوى الأعلى التالي من التأكد هو حينما تكون النتائج من الصورة تتوافق مع النتائج من أخصائي الأمراض على الرغم من أن الموضع الحقيقي للعينات من النسيج يكون غير معلوم تماماً. في هذا المستوى من التأكد، وفي مستويات أخرى، فإنه من العادي استخدام لوحة للتوافق (انظر التالي) للتأكد من نتائج الصورة، وفي بعض الأحوال من نتائج أخصائي الأمراض.

عند عدم وجود التأكد من الأخصائي المرضى، فإنه يتم الحصول على المستوى التالي أو الأقل في الأهمية عن طريق استخدام لوحة التوافق. لوحة التوافق هي مجموعة (عادة) من الخبراء أو المتخصصين المعروفين في تقييم مثل هذا النوع من الصور أو الأمراض التوافق هنا يعني أن كل الخبراء يجب أن يتوافقوا على تفسير الصورة. يمكن لأعضاء لوحة التوافق أن يقيموا الحالة كمجموعة، يعطوا إجماعاً أو توافقاً نهائياً، أو كأفراد يعطي كل منهم تشخيصه المنفرد هذه التشخيصات المنفردة يمكن تجميعها بطرق مختلفة لأنه ستكون هناك بالتأكيد درجة ما من الاختلاف. من الممكن للنتائج أن تبين عدد الخبراء الموافقين بالمقارنة مع أولئك الراضين، فمثلاً خمسة من خمسة تعني أنه كان هناك خمسة أخصائيين وخمسة منهم كانوا موافقين، وثلاثة من خمسة تعني أن ثلاثة فقط من الخمسة كانوا موافقين. إذا كان مطلوب أن يرى كل الأخصائيين نتيجة معينة لعد هذه النتيجة، فإن بعض الجروح أو الأمراض يمكن استبعادها لأنه ليس كل الأخصائيين قد رأوا هذا الجرح الغريب. ولذلك فعند الوصول إلى اتفاق تام (خمسة من خمسة مثلاً) فإنه قد يكون من الصعب توضيح فائدة نظام مثل نظام الكشف بمساعدة الحاسب لأنه قد يتم استبعاد هذه الأمراض. إذا سمح أحدهم بالحالات التي يقبل فيها موافقة عدد أقل من الأخصائيين، فإن أحدهم قد يرى ضم الحالات التي فيها تشخيص واحد أو اثنين من الأخصائيين يكون غير صحيحاً. على الرغم من ذلك، إذا كان صحيحاً، فإن الحالات يحتل أن تكون صعبة، وهي كذلك؛ ولذلك فمن الأفضل توضيح الفائدة من استخدام نظام حاسب إذا كان خواريزم الحاسب سيكتشفهم.

(٧،٦) الملخص

لقد قدم هذا الفصل مقدمة عن طرق معالجة وتحليل البيانات، معظم هذه الطرق تساعد في روية واتخاذ قرارات التشخيص. معظم الأعمال التي تمت مراجعتها هنا تدور حول معالجة وتحليل البيانات عن طريق الحاسب، متراوحة

من وصف للخطوات التي يتبعها المعالج في أخذ القرارات الطبية إلى العرض المفصل لبعض الطرق المحددة مثل طرق تحسين الصورة، وتقسيمها، واستخلاص الخواص منها، وتفسير هذه الصور. معظم هذه الطرق الحاسوبية والتقنية في هذا الفصل تظهر في مستوى عام من التطور. ولكي يتم الفهم التام للطرق التي تم شرحها، فقد تم اللجوء إلى المراجع المذكورة والمواضيع التكميلية المطلوبة.

(٧،٧) تمارين

- ١ - قارن الفروق بين طرق تنعيم الصور المساحية، والترشيح الترددي، والترشيح المويجي لتحسين الصور. قارن مميزات وعيوب هذه الطرق.
- ٢ - ما هو الفرق بين التحويلات المويجية الثابتة التحويل، والمتعامدة، وثنائية التعامد؟
- ٣ - أضف الضوضاء الجاوسية البيضاء على صورة طبية. قم بإجراء خوارزم التشيع القوي والناعم المعتمد على التحويل المويجي، واحسب التحسن في نسبة الإشارة إلى الضوضاء SNR الحادث نتيجة استخدام هاتين الطريقتين لتخفيض الضوضاء.
- ٤ - ما هو الفرق بين تنعيم الصورة وزيادة حدية الصورة؟ وكيف تقيم هاتين الطريقتين المختلفتين؟
- ٥ - إشرح باختصار الأربع طرق لعملية الجاستالت التي يستخدمها الأخصائيون في تفسير الصور. وكيف من الممكن أن يؤثر ذلك على تحليل الصور بالحاسب؟ ما هي أنواع طرق الرؤية بالحاسب التي يُمكن استخدامها لتقليد عملية الجاستالت؟
- ٦ - ما هو خطأ التعيين أو النسبة؟ وما هو تأثيره المحتمل على التشخيص الذي يقترحه الأخصائي؟ كيف سيؤثر الخطأ النسبي عكسياً على برامج الحاسب لتشخيص الصور؟
- ٧ - ما هو الرضا عن البحث؟ وما هي المشاكل المصاحبة للرضا عن البحث؟ وهل من الممكن للكشف بالحاسب أن يكون لديه مشكلة مع الرضا عن البحث؟ وهل من الممكن لبرنامج حاسب لمعالجة الصور أن يكون ضاراً بالصحة نتيجة الرضا عن البحث؟
- ٨ - ما هي التغيرات بين الملاحظين؟ وما هي التغيرات بين الملاحظ ونفسه؟ إذا كنت تصمم برنامج حاسب لمساعدة الأخصائي في التشخيص، كيف سيؤثر هذان النوعان من التغير على تصميمك واختبارك؟ وهل من الممكن لبرنامج حاسب أن يكون به تغيرات بين الماكينة ونفسها intermachine؟ وما هي آثار برامج الحاسب هذه على تحليل الصور؟

- ٩ - ما هو الـ BIRADS ؟ لماذا يجب على نظام الحاسب أن يحقق المقياس المكافئ للـ BIRDS للشك أو عدم التأكد؟ أم أنه لن يحقق مقياساً مكافئاً للشك أو عدم التأكد؟
- ١٠ - ما هي أرض الحقيقة (والتي تُسمى أيضاً المعيار الذهبي)؟ وكيف يُمكن إنشاؤها؟ وكيف يُمكن لنظام حاسب للتشخيص أن يؤثر بالسلب أو بالإيجاب على تحديد أرض الحقيقة؟
- ١١ - كيف يُمكنك أن تتعامل مع الشك أو عدم التأكد في أرض الحقيقة في تقييم أنظمة الحاسب للكشف أو تشخيص الأوضاع غير العادية؟

(٧،٨) المراجع

1. A. P. Dhawan. Medical image analysis. In IEEE Press Series on Biomedical Engineering. John Wiley & Sons, Inc, 2003.
2. R. B. Paranjape. Fundamental enhancement techniques. In Isaac N. Bankman (Ed.). Handbook of Medical Imaging. Academic Press. 2-18, 2000.
3. K. Castleman. Digital Image Processing. Prentice Hall, 1996.
4. D.-C. Chang and W.-R. Wu. Image contrast enhancement based on a histogram transformation of local standard deviation. IEEE Trans. Med. Imaging. 17(4):518-531, 1998.
5. H. C. Lien, J. C. Fu, and S. T. C. Wong. Wavelet-based histogram equalization enhancement of gastric sonogram images. Comput. Med. Imaging Graphics. 24:59-68, 2000.
6. A.K. Jain. Digital Image Processing. Prentice-Hall, 1989.
7. H. Li et al. Computerized radiographic mass detection—Part I: Lesion site selection by morphological enhancement and contextual segmentation. IEEE Trans. Med. Imaging. 20(4):289-301, 2001.
8. J. Xuan et al. Automatic detection of foreign objects in computed radiography. J. Biomed. Opt. 5(4):425-431, 2000.
9. W. T. Freeman and E. H. Adelson. The design and use of steerable filters. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 13(9):891-906, 1991.
10. K. S. Song et al. Adaptive mammographic image enhancement using wavelet derivative and local statistics. IEEE Trans. Med. Imaging 16(5):495-502, 1997.
11. A. Polesel, G. Ramponi, and V. J. Mathews. Image enhancement via adaptive unsharp masking. IEEE Trans. Image Process. 9(3):505-510, 2000.
12. A. Beghdadi and A. Le Nègre. Contrast enhancement technique based on local detection of edges. Comp. Vis. Graph. Image Proc. 46:162-174, 1989.
13. C. B. Ahn, Y. C. Song, and D. J. Park. Adaptive template filtering for signal-to-noise ratio enhancement in magnetic resonance imaging. IEEE Trans. Med. Imaging 18(6):549-556, 1999.
14. J. S. Lee. Digital image enhancement and noise filtering by local statistics. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 2:165-168, 1980.
15. J. F. Abramatic and L. M. Silverman. Nonlinear restoration of noisy images. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 4(2):141-149, 1982.
16. H. Knutsson, R. Wilson, and G. H. Granlund. Anisotropic non-stationary image estimation and its applications—Part I, Restoration of noisy images. IEEE Trans. Communications. COM-31(3):388-397, 1983.
17. S. Mallat. A theory for multiresolution signal decomposition: Wavelet representation. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 11(7):674-693, 1989.
18. D. A. Clausi and H. Deng. Design-based texture feature fusion using Gabor filters and co-occurrence probabilities. IEEE Trans. Image Process. 14(7):925-936, 2005.
19. S. Mallat and S. Zhong. Characterization of signals from multiscale edges. IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell. 14(7):710-732, 1992.

20. R. R. Coifman and D. L. Donoho. Translation-invariant de-noising. In A. Antoniadis and G. Oppenheim (Eds.). *Wavelets and Statistics*. Springer-Verlag, 1995.
21. Yu-Ping Wang. Image representations using multiscale differential operators. *IEEE Trans. Image Process.* 8(12):1757–1771, 1999.
22. Y-P. Wang and S. L. Lee. Scale-space derived from B-splines. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 20(10):1050–1065, 1998.
23. D. Donoho and I. Johnstone. Ideal spatial adaptation via wavelet shrinkage. *Biometrika*. 81:425–455, 1994.
24. A. Laine, X. Zong, and E. Geiser. Speckle reduction and contrast enhancement of echocardiograms via multiscale nonlinear processing. *IEEE Trans. Med. Imaging*. 17(4):532–540, 1998.
25. A. Laine, I. Koren, and F. Taylor. Enhancement via fusion of mammographic features. *International Conference on Image Processing*. 2:722–726, 1998.
26. A. Laine and W. Huda. Enhancement by multiscale nonlinear operators. In Issac N. Bankman (Ed.). *Handbook of Medical Imaging*. Academic Press. 33–56, 2000.
27. Y.-P. Wang et al. Chromosome image enhancement using multiscale differential operators. *IEEE Trans. Med. Imaging*. 22(5):685–693, 2003.
28. B. M. Sadler and A. Swami. Analysis of multiscale products for step detection and estimation. *IEEE Trans. Inform. Theory*. 45(3):1043–1051, 1999.
29. Y. Xu et al. Wavelet domain filters: A spatial selective noise filtering technique. *IEEE Trans. Image Process.* 3(11):747–757, 1994.
30. A. Rosenfeld. A nonlinear edge detection technique. *Proc. IEEE*. 814–816, 1970.
31. Q. Wu et al. The effect of image enhancement on biomedical pattern recognition. *Second Joint IEEE EMBS-BMES Conference*, 2002.
32. R. Gordon and R. M. Rangayyan. Feature enhancement of WLM mammograms using Wxed and adaptive neighborhoods. *Appl. Opt.* 23(4):560–564, 1984.
33. G. Boccignone and M. Ferraro. Multiscale contrast enhancement. *Electron. Lett.* 37(2):751–752, 2001.
34. R. O. Duda, P. E. Hart, and D. G. Stork. *Pattern Classification*. 2nd ed. John Wiley & Sons, Inc., 2001.
35. A. Rosenfeld and A. C. Kak. *Digital Picture Processing*. Vol. 2. Academic Press, 1982.
36. D. Geman and S. Geman. Stochastic relaxation, Gibbs distributions, and the Bayesian restoration of images. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Int.* 6:721–741, 1984.
37. J. Besag. On the statistical analysis of dirty pictures. *J. Royal Stat. Soc. B* 48:259–302, 1986.
38. K. Held et al. Markov random field segmentation of brain MR images. *IEEE Trans. Med. Imaging*. 16:878–886, 1997.
39. L. Vincent and P. Soille. Watersheds in digital spaces: An efficient algorithm based on immersion simulations. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 13:583–598, 1991.
40. L. Najman and M. Schmitt. Geodesic saliency of watershed contours and hierarchical segmentation. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 18:1163–1173, 1996.
41. O. Faugeras. *Three-Dimensional Computer Vision: A Geometric Viewpoint*. MIT Press, 1996.
42. R. C. Gonzalez and R. E. Woods. *Digital Image Processing*. 3rd ed. Addison Wesley Publishing Company, 1993.
43. D. Marr. *Vision*. W. H. Freeman and Co., 1982.
44. T. Lindeberg. Scale-space for discrete signals. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 12:234–254, 1990.
45. Y. Lu and R. C. Jain. Behavior of edges in scale space. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 11:337–356, 1989.
46. J. Sporring et al. *Gaussian Scale Space Theory*. Kluwer Academic Publishers, 1997.
47. A. P. Witkin. Scale space filtering. *Proc. Intl. Joint Conf. on AI*, 1983. 1019–1022, 1983.
48. R. Haralick. Digital step edges from zero crossing of second directional derivative. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 6:58–68, 1984.
49. J. Canny. A computational approach to edge detection. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 8:679–698, 1986.
50. M. Kass, A. Witkin, and D. Terzopoulos. Snakes: Active contour models. *Int. J. Computer Vision*. 1:321–331, 1988.
51. T. McInerney and D. Terzopoulos. Topology adaptive deformable surfaces for medical image volume segmentation. *IEEE Trans. Med. Imaging*. 18:840–850, 1999.
52. J. A. Schnabel and S. R. Arridge. Active shape focusing. *Image and Vision Computing* 17:419–428, 1999.

53. C. Xu and J. L. Prince. Snakes, shapes, and gradient vector flow. *IEEE Trans. Image Process.* 7:359–369, 1998.
54. R. Malladi, J. A. Sethian, and B. C. Vemuri. Shape modeling with front propagation: A level set approach. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 17:158–175, 1995.
55. W. J. Niessen, B. M. t. H. Romeny, and M. A. Viergever. Geodesic deformable models for medical image analysis. *IEEE Trans. Med. Imaging.* 17:634–641, 1998.
56. K. Siddiqi et al. Area and length minimizing flows for shape segmentation. *IEEE Trans. Image Process.* 7:433–443, 1998.
57. A. Yezzi et al. A geometric snake model for segmentation of medical imagery. *IEEE Trans. Med. Imaging.* 16:199–209, 1997.
58. S. M. Pizer et al. Segmentation, registration, and measurement of shape variation via image object shape. *IEEE Trans. Med. Imaging.* 18:851–865, 1999.
59. L. H. Staib and J. S. Duncan. Model-based deformable surface fitting for medical images. *IEEE Trans. Med. Imaging.* 15:720–731, 1996.
60. B. C. Vemuri and Y. Guo. Snake pedals: Compact and versatile geometric models with physics-based control. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 22:445–459, 2000.
61. T. F. Cootes et al. Use of active shape models for locating structure in medical images. *Image and Vision Computing.* 12:355–365, 1994.
62. L. D. Cohen and R. Kimmel. Global minimum for active contour models: A minimal path approach. *Int. J. Comput. Vision.* 24:57–78, 1997.
63. J. Park and J. M. Keller. Snakes on the watershed. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 23:1201–1205, 2001.
64. L. D. Cohen and I. Cohen. Finite-element methods for active contour models and balloons for 2D and 3D images. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.* 15:1131–1147, 1993.
65. J. A. Schnabel. Multi-scale active shape description in medical imaging. University College London, 1997.
66. S. J. Osher and J. A. Sethian. Fronts propagating with curvature dependent speed: Algorithms based on Hamilton-Jacobi formulation. *J. Computational Physics.* 79:12–49, 1988.
67. V. Caselles, R. Kimmel, and G. Sapiro. Geodesic active contours. *Proc. 5th Int. Conf. Computer Vision.* MIT Press, 694–699, 1995.
68. S. Kichenassamy et al. Conformal curvature flows: From phase transitions to active vision. *Arch. Rational Mech. Anal.* 134:275–301, 1996.
69. M. H. Loew. Feature extraction. In M. Sonka and J. M. Fitzpatrick (Eds.). *Medical Image Processing and Analysis.* SPIE Press, 273–341, 2000.
70. M. Sonka, V. Hlavac, and R. Boyle. *Image Processing, Analysis, and Machine Vision.* Pacific Grove, CA: Brooks/Cole, 1999.
71. R. C. Gonzalez and R. E. Woods. *Digital Image Processing.* 2nd ed. Prentice Hall, 2002.
72. R. M. Haralick and L. G. Shapiro. *Computer and Robot Vision.* Addison-Wesley, 1992.
73. H. Zhimin et al. Analysis of speculation in the computerized classification of mammographic masses. *Med. Phys.* 22:1569–1579, 1995.
74. R. M. Haralick. Statistical and structural approaches to texture. *Proceedings of the IEEE.* 67:786–804, 1979.
75. C. Chatfield. *The Analysis of Time Series: An Introduction.* 6th ed. Chapman and Hall, 2003.
76. D. Landgrebe. Hyperspectral image data analysis. *IEEE Signal Processing Magazine.* 19:17–28, 2002.
77. J. Freeman et al. Multispectral and hyperspectral imaging: Applications for medical and surgical diagnostics. Presented at the 19th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 1997.
78. B.-C. Kuo et al. Regularized feature extractions for hyperspectral data classification. Presented at 2003 IEEE International Geosciences and Remote Sensing Symposium, IGARSS '03, 2003.
79. H. L. Kundel. Visual search in medical images. In *Physics and Psychophysics.* H. L. Kundel and R. Van Metter (Eds.). *Handbook of Medical Imaging*, vol. 1. SPIE Press, 837–858, 2000.
80. P. Perconti and M. H. Loew. Salient features in mammograms using Gabor filters and clustering. Presented at Medical Imaging 2004: Image Perception, Observer Performance, and Technology Assessment, 2004.

81. P. Perconti and M. H. Loew. Analysis of parenchymal patterns using conspicuous spatial frequency features in mammograms and applied to the BI-RADS density rating scheme. Presented at SPIE Medical Imaging 2006: Image Perception, Observer Performance, and Technology Assessment. 2006.
82. P. Perconti and M. H. Loew. An objective measure for assembling databases used to train and test mammogram CAD algorithms. Presented at Proc. 3rd IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Micro. 2006.
83. R. O. Duda, P. E. Hart, and D. G. Stork. Pattern Classification. 2nd ed. Wiley-Interscience, 2000.
84. H. H. Barrett and K. J. Myers. Foundations of Image Science. Wiley-Interscience, 2004.
85. S. Lehar. Gestalt isomorphism and the primacy of subjective conscious experience: A gestalt bubble model. Behavioral & Brain Sciences. 26:375–444, 2004.
86. http://en.wikipedia.org/wiki/Gestalt_psychology
87. C. Torrains and N. Dabbagh. Gestalt and Instructional Design. <http://chd.gmu.edu/immersion/knowledgebase/strategies/cognitivism/gestalt/gestalt.htm>.
88. J. W. Oestmann et al. Chest “gestalt” and detectability of lung lesions. Eur. J. Radiol. 16:154–157, 1993.
89. K. S. Berbaum and W. L. Smith. Use of reports of previous radiologic studies. Acad. Radiol. 5:111–114, 1998.
90. J. Yerushalmy. The statistical assessment of the variability in observer perception and description of roentgenographic pulmonary shadows. Radiol. Clin. North Am. 7:381–392, 1969.
92. M. T. Freedman and T. Osicka. Reader variability: What we can learn from computer-aided detection experiments. J. Am. Coll. Radiol. 3:446–455, 2006.
93. R. L. Siegle et al. Rates of disagreement in imaging interpretation in a group of community hospitals. Acad. Radiol. 5:148–154, 1998.
93. K. S. Berbaum et al. Can order of report prevent satisfaction of search in abdominal contrast studies? Acad. Radiol. 12:74–84, 2005.
94. K. S. Berbaum et al. Can a checklist reduce SOS errors in chest radiography? Acad. Radiol. 13:296–304, 2006.
95. K. S. Berbaum et al. Role of faulty visual search in the satisfaction of search effects in chest radiography. Acad. Radiol. 5:9–19, 1998.
96. T. Osicka et al. Computer-aided detection of lung cancer on chest radiographs: Differences in the interpretation time of radiologist's showing vs. not showing improvement with CAD. Proc. of SPIE: Image Perception, Observer Performance, and Technology Assessment. 5034:483–494, 2003.
97. K. S. Berbaum. Role of faulty visual search in the satisfaction of search effect in chest radiography. Acad. Radiol. 5:9–19, 1998.
98. American College of Radiology. Illustrated Breast Imaging Reporting and Data System (BI-RADS). 3rd ed. American College of Radiology, 1998.