

استرجاع الصور الطبية اعتماداً على المحتوى

Content-Based Medical Image Retrieval

Dr. Tom Weidong Cai

د. توم ويدنج كأي جامعة سيدني

Dr. Jinman Kim

د. جينمان كيم جامعة سيدني

Prof. David Dagan Feng

بروفيسور ديفيد داجن فنغ- جامعة هونج كونج متعددة التقنيات

١٥٦ (٤،١) مقدمة
	(٤،١،١) أساسيات استرجاع الصور بالاعتماد على المحتوى
	(٤،١،٢) خواص الصور في الاسترجاع المعتمد على المحتويات
	(٤،١،٣) استرجاع الصور المعتمد على المحتوى في المجال الطبي
١٦٨ (٤،٢) استرجاع الصور الطبية المعتمد على المحتوى عن طريق الخواص المرئية الطبيعية
	(٤،٢،١) الاسترجاع المعتمد على اللون.
	(٤،٢،٢) الاسترجاع المعتمد على النسيج.
١٧٩ (٤،٣) استرجاع الصور الطبية المعتمد على المحتويات باستخدام المرشحات الهندسية المساحية
	(٤،٣،١) الاسترجاع المعتمد على الشكل.
	(٤،٣،٢) الاسترجاع عن طريق الخواص الحجمية الثلاثية الأبعاد.
	(٤،٣،٣) الاسترجاع عن طريق العلاقات المساحية.
١٩٢ (٤،٤) استرجاع الصور الطبية المعتمد على المحتوى باستخدام مزيج من الخواص الدلالية والمرئية
	(٤،٤،١) الاسترجاع باستخدام تفسير الدلالات المرئية.

(٤،٤،٢) الاسترجاع المعتمد على النماذج العامة.

- (٤،٥) استرجاع الصور المعتمد على المحتوى عن طريق خواص الوظائف الفسيولوجية. ٢٠٠
- (٤،٦) ملخص ٢٠٥
- (٤،٧) تمارين ٢٠٥
- (٤،٨) المراجع ٢٠٦

(٤،١) مقدمة

في الثلاثة عقود الماضية، تقدمت وبسرعة جداً التقنيات المختلفة للتصوير الطبي كما أوضحنا في الفصل الأول، محققة أدوات فعالة جداً في تشخيص المرضى، والتخطيط العلاجي، والمرجعية الطبية والتدريب. لقد تضخمت البيانات الطبية بسرعة كبيرة من حيث الكم، والمحتوى، والأبعاد، نتيجة الزيادة الهائلة في عدد الفحوصات الطبية الإكلينيكية المتشعبة التي تم إجراؤها رقمياً ونتيجة للعدد الكبير لطرق التصوير المتاحة. بالطبع كان لابد لهذا أن يؤدي إلى الطلب المتزايد على نظام ذي كفاءة لاسترجاع بيانات الصور وإدارتها. في قواعد بيانات الصور الطبية الحالية، تتم فهرسة واسترجاع الصور عن طريق كلمة مفتاحية أبجدية، يتم تصنيفها عن طريق الخبير البشري. على الرغم من ذلك، فإن طرق الاسترجاع المعتمدة كلياً على النص تكون غير قادرة على الوصف الدقيق للخواص المرئية الغنية لمحتويات الصورة؛ ولذلك فإنها وضعت حدوداً معنوية على استرجاع البيانات من الصور الطبية. إن القدرة على البحث عن طريق المحتويات الطبية للصور أصبحت الآن متزايدة الأهمية، خاصة مع الاتجاه ناحية التدريب الطبي الحديث المعتمد على الدليل أو البرهان.

سنقدم في هذا الفصل، نظرة شاملة على التقنيات الحالية في استرجاع الصور الطبية بالاعتماد على المحتوى content based medical image retrieval, CBMIR. سنُعطي أولاً فكرة عن شاملة أو عامة عن الاسترجاع النموذجي للصور بالاعتماد على المحتوى CBIR، بما في ذلك محتوياتها الأساسية: استخلاص خواص الصور، ومقارنة التشابه، وطريقة الفهرسة، وواجهة الاستعلام الفعالة، مصحوبة بمراجعة قصيرة بخواص الصورة المرئية الأساسية مثل اللون، والتركييب أو النسيج، والشكل، والعلاقات المكانية أو المساحية (الجزء (٤،١،٢)). سنتطرق بعد ذلك وباختصار إلى الحاجة للـ CBMIR وما يتعلق به من تحديات في الجزء (٤،١،٣). التقنيات الأساسية المستخدمة في الـ CBMIR سيتم مراجعتها بالتفصيل مع أربعة أنواع مختلفة: الاسترجاع المعتمد على الخواص المرئية الطبيعية في الجزء (٤،٢)، والاسترجاع بالخواص الهندسية المساحية أو المكانية في الجزء (٤،٣)، والاسترجاع المعتمد على الدلالات

اللفظية والخواص المرئية كما في الجزء (٤.٤)، والاسترجاع المعتمد على الخواص الوظيفية الفسيولوجية كما في الجزء (٤.٥). أخيراً تم وضع الاستنتاجات أو الخاتمة في الجزء (٤.٦).

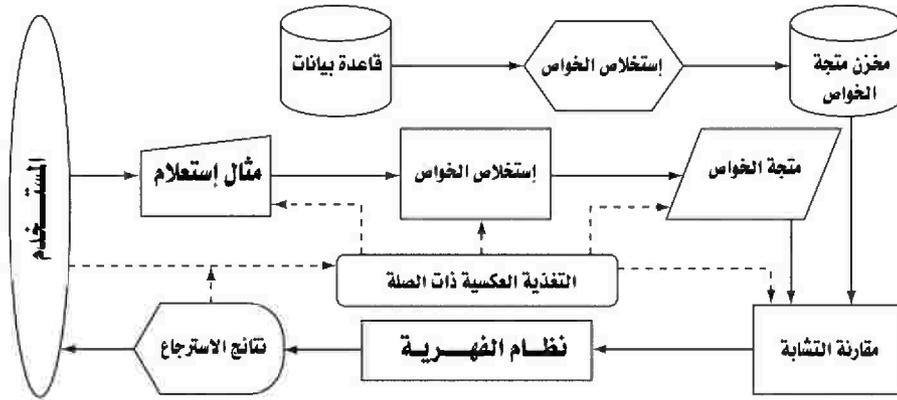
(١، ١، ٤) أساسيات استرجاع الصور بالاعتماد على المحتوى

إن التصاعد الأخير في استخدام الصور الرقمية في العديد من التطبيقات مثل الطب، والتعليم، والاستشعار عن بعد، وفي التسلية قد أدت إلى أرشيفات هائلة من الصور والمستودعات التي تتطلب استرجاعاً وإدارة فعالة لبيانات هذه الصور. إن هذا التقدم يشبه الزيادة السريعة في كمية البيانات النصية أو اللغوية التي حدثت في أثناء الأيام الأولى للحاسبات، والتي أدت إلى تطوير أو إنشاء نظم إدارة قواعد البيانات DBMS عن طريق تنظيم البيانات في صورة تجمعات علاقية للاسترجاع المريح لهذه البيانات وتخزينها. الأبحاث الأولية في استرجاع الصور كانت تعتمد على التعليقات النصية على الصور، بمعنى، أن هذه الصور كان يكتب عليها كلمات مفتاحية أو وصف نصي، وكان يتم ترتيبها عن طريق الدلالات اللفظية الهرمية في قاعدة بيانات عادية لتسهيل التوصل إليها اعتماداً على بعض الاستفسارات المنطقية المعيارية. على الرغم من ذلك، فقد وضعت هذه الطريقة للاسترجاع المعتمد على النص بعض الحدود على عملية استرجاع الصور. إن التعليقات اليدوية تكون تعليقات وصفية، وتستهلك الكثير من الوقت، وغالية الثمن، كما أن المحتوى الكلي الممتد لقاعدة بيانات الصور التي تكون كبيرة جداً بعيداً عن المقدرة اليدوية البشرية على الفهرسة حتى عن طريق الخبراء في ذلك. بالإضافة لذلك، فإن العديد من الخواص المرئية في الصور مثل الأشكال غير المنتظمة، والتكوين الملخبط للصورة، يكون من الصعب وصفها عن طريق نص. إن مثل هذه الطرق للاسترجاع المعتمدة على النص تحد أيضاً من نطاق البحث إلى النطاق المحدد عن طريق مؤلف النظام ولا يترك أي وسيلة لاستخدام البيانات التي توجد خارج هذا النطاق.

على العكس من طرق الاسترجاع المعتمدة على النص، والتي أجريت فقط على المستوى الخيالي أو المفهومي، فإن الطرق التي تم تطويرها حديثاً، المعتمدة على المحتوى CBIR تدعم الاسترجاع الكامل عن طريق المحتويات أو الخواص المرئية، وعن طريق استرجاع بيانات الصور عند مستوى إدراكي عن طريق القياسات الكمية والوصفية للمحتويات المرئية وبالتكامل مع مفاهيم معالجة الصور، والتعرف على الأنماط، والرؤية بالحاسب. الشكل رقم (٤.١) يبين نظام استرجاع للصور معتمداً على المحتوى.

في البداية، يتم استخلاص المحتويات المرئية لكل صورة في قاعدة بيانات الصور. تتكون هذه المحتويات من مجموعة من الخواص المميزة (في صورة متجه متعدد الأبعاد) يتم حسابها مبدئياً عن طريق عملية استخلاص الخواص التي يتم إجراؤها مبدئياً وفي غير الزمن الحقيقي. بعد ذلك يتم تخزين هذا المتجه (متجه الخواص) في مخزن خاص. لكي تبدأ في عملية استرجاع صورة، يقوم المستخدم بتقديم استعمال عن صورة للنظام كمثال، ويقوم النظام

بتحويل هذه الصورة داخليا إلى متجه خواص عن طريق عملية استخلاص الخواص في الزمن الحقيقي. بعد ذلك تبدأ عملية المقارنة أو التشابه بين متجه الخواص للصورة المستعلم عنها عن طريق المستخدم والبيانات الموجودة في متجه الخواص المخزن في البداية، حيث يتم ترتيب النتائج التي يتم الحصول عليها أثناء المقارنة. بعد ذلك يتم إجراء عملية الاستخلاص عن طريق نظام أو مخطط للفهرسة يُمكن استخدامه للإسراع من عملية الفهرسة مما يجعل النظام يمكن تربيته إلى قواعد البيانات الأكبر. إذا كانت نتيجة الاسترجاع التي تم الحصول عليها غير مرضية تماماً، فإن المستخدم يُمكنه إعطاء تغذية عكسية سالبة أو موجبة ثم يتم إدخال الاستعلام المعدل مرة ثانية للنظام عن طريق نظام التغذية العكسية الفعال بين المستخدم والنظام. يُمكن تكرار عملية الاسترجاع ثم التغذية العكسية إلى أن يصل المستخدم إلى نتيجة مرضية. من ضمن كل هذه المكونات المختلفة، فإن الأربعة مواضيع المهمة في أي نظام استرجاع على أساس المحتويات هي استخلاص الخواص، والمقارنة، ونظام الفهرسة، والواجهة الفعالة لعملية الاستعلام.



الشكل رقم (٤،١) الهيكل العام لنظام إسترجاع الصور المعتمد على المحتويات.

(٤،١،١،١) استخلاص الخواص

تعتبر عملية استخلاص الخواص الأساس وأهم مكون من مكونات نظام استرجاع الصور باستخدام المحتوى CBIR. على المعنى الواسع، يُمكن لهذه الخواص أن تشمل على خواص تعتمد على النص (مثل الكلمات المفتاحية والحواشي النصية) والخواص المرئية (مثل اللون والتراكيب والشكل والعلاقات المكانية أو المساحية). نتيجة وجود المراجع الكثيرة والغنية في استخلاص الخواص النصية من قواعد البيانات العادية والمعروفة، وفي مجتمع الأبحاث عن استرجاع المعلومات، فإن هذا الفصل سيكون مخصصاً لاستخلاص الخواص المرئية العامة. إن

التعبير عن الصور يحتاج منا إلى تحديد أي الخواص تكون أكثر فائدة للتعبير عن محتويات الصور وأي الطرق تكون مناسبة وفعالة في تشفير سمات وخواص هذه الصور. نتيجة لبعض الاعتبارات الموضوعية، فإنه لا يوجد على الإطلاق تعبير وحيد ومفضل لأي واحدة من هذه الخواص، ولكن بدلاً من ذلك فإنه يتم استخدام تعبيرات متعددة لتميز هذه الخاصية من وجهات نظر متعددة أو مختلفة. من المعروف جيداً أن أي تعبير لخاصية مرئية جيدة يجب ألا يتغير بسبب التغيرات المفاجئة التي تحدث نتيجة لعملية التصوير (مثل التغيرات في الإضاءة في المنظر الذي يتم تصويره). هناك مفاضلة بين عدم التغير وقوة التمييز للخاصية المرئية، بسبب أن أي فصيل عريض من عدم التغير من الممكن أن يفقد المقدرة للتمييز بين الفروق الأساسية. هناك مراجعة قصيرة للخواص المرئية الأساسية للصور المستخدمة لاسترجاع الصور بالاعتماد على المحتوى في الجزء التالي.

بالإضافة لذلك، فإن الخاصية المرئية من الممكن أن تكون عامة أو محلية. إذا كان استخلاص الخاصية يتم على كل الصورة، فإن الخواص المستنتجة ستكون خواص عامة. لكي نستطيع الحصول على خواص أكثر انتقائية وتحديدية أكثر دقة، فإنه يتم تقسيم الصورة إلى أجزاء (مساحات جانبية أو مناطق متجانسة) قبل حساب الخواص من كل جزء، وهذا يعتبر استخلاصاً لخواص محلية. أسهل طرق تقسيم الصورة هي تقسيمها إلى بلوكات متساوية المساحة أو الحجم. مثل هذا التقسيم البسيط لا ينتج عنه مناطق ذات معنى أو فائدة إدراكية. الطريقة الأفضل من ذلك هي تقسيم الصورة إلى مناطق متجانسة تبعاً لقاعدة معينة وباستخدام إحدى خوارزميات التقسيم، وهذا يحقق فعلاً دراسات الصور الطبية. إنه من غير الطبيعي أن مرضاً معيناً سيغير الصورة على كل امتدادها المساحي، ولكن في العادة فإن الخواص التشخيصية المهمة تظهر نفسها بوضوح في مناطق معينة أو محلية. في أثناء التشخيص، يقوم فني التصوير بمسح الصورة كلها بحثاً عن خواص قد تكون متعلقة بأحد الأمراض، وأيضاً في أثناء التشخيص من قبل المتخصص الطبي، فإنه يركز على المناطق المشتبه فيها أن تكون غير طبيعية ويفحص خواصها ليحدد إذا كانت هذه المناطق المهمة region of interest, ROI تحتوي على علامات تدل على مرض معين أم لا.

(٢،١،١،٤) مقارنة التشابه

الطريقة العامة لقياس التشابه هي عن طريق تمثيل خواص الصورة في متجه متعدد الأبعاد. إن اختيار طريقة القياس يكون لها تأثير مباشر على أداء نظام استرجاع الصور اعتماداً على محتوياتها CBIR. إن أي دالة من دوال مقارنة التشابه ترسم خريطة بين أزواج من الخواص في هذه المتجهات ورقم بقيمة حقيقية موجبة، يتم اختياره ليكون ممثلاً لتشابه الرؤية بين صورتين. وعلى ذلك، فإن نتائج الاسترجاع لن تكون صورة وحيدة، ولكنها ستكون قائمة من الصور مرتبة على حسب تشابهها مع الصورة التي تم الاستعلام عنها. لقد تم تطوير العديد من طرق مقارنة التشابه لاسترجاع الصور اعتماداً على تقديرات تجريبية لتوزيع هذه الخواص، بما في ذلك:

- علاقة مينكويسكي Minkowsky للمسافة (وهي صورة عامة لما يعرف بمسافة إكلوديان Euclidean).
- مسافة ماهاالانوبيس Mahalanobis.
- مسافة العلاقة التربيعية Quadratic form, QF.
- مسافة النقل المتناسب proportional transportation.
- مسافة المحرك الأرضي Earth mover.
- تباعد كالبك -ليبيلر Kullback-Leibler divergence, KLD.
- تباعد جيفري Jeffrey divergence, JD.
- يُمكن للقارئ الرجوع للمراجع لقراءة المزيد.

(٤،١،١،٣) نظام الفهرسة

عندما يكون عدد الصور في قاعدة البيانات صغيراً، فإن البحث التتابعي الخطي يُمكن أن يؤدي إلى نتائج أداء معقولة. بينما في وجود مجموعات كبيرة من الصور، فإن الفهرسة التي تدعم الاستعلامات المشابهة تصبح ضرورية ويُمكنها أن تساعد في تجنب المسح المتتالي. هياكل الفهرس تقوم بالترشيح التام لكل الصور التي على غير ذات أهمية عن طريق فحص حواشي الصور باستخدام استعلام المستخدم حيث بعدها يتم الاحتفاظ فقط بالصور المهمة بدون تحليل كل قاعدة البيانات. يتم ترتيب الصور المسترجعة على حسب درجة التشابه مع الاستعلام. من ضمن طرق الفهرسة الكثيرة الاستخدام والمتعددة الأبعاد ما يلي:

- الأشجار الرباعية الخطية.
- أشجار البحث الثنائي ذات الأبعاد k .
- أشجار الكتلة المستطيلة المقدسة Holy brick, HB, trees.
- الأشجار المستطيلة R ، ومتغيراتها $R+$ و R^* .
- الأشجار X (حيث X تمثل الأوراق).
- أشجار المتجه التيليسكوبي TV.
- أشجار البحث عن التشابه SS.

معظم هذه الطرق المفهرسة تؤدي وظيفة جيدة عندما يكون عدد الأبعاد قليلاً، ولكنها تتدهور بطريقة أسية مع زيادة عدد الأبعاد حتى تؤول إلى البحث التتابعي. واحدة من الطرق الشائعة الاستخدام للتعامل مع هذه المشكلة هي استخدام طرق تخفيض عدد الأبعاد، مثل طريقة تحليل المكونات الأساسية principle component analysis، وهي عبارة عن طريقة مثالية تقوم بالنقل الخطي لبيانات الدخل إلى فراغ بعدي بحيث تكون المحاور محاذية PCA،

الاتجاهات تعكس أكبر قدر ممكن من التغيير في البيانات. يُمكنك أن تجد مراجعة جيدة جداً وطرقاً مختلفة للفهرسة في مراجع White and Jain و Ng and Sedighian.

(٤.١.١.٤) واجهة الاستعلام الفعالة

تسمح واجهة الاسترجاع الفعال للمستخدم أن يشكل ويعدل من الاستعلام. إن مقدرة المستخدم على أن يعبر عن احتياجاته البحثية بدقة وسهولة تعتبر موضوعاً حرجاً في أي نظام CBIR. إن من أكثر النماذج جاذبية في العديد من الطرق تكون هي طريقة الاستعلام بمثال، حيث يتم توفير عينة أو مثال على نوع معين من الخرج المطلوب ثم سؤال النظام أن يسترجع أمثلة أخرى من نفس النوع. نستطيع أن نتخيل أن كل أنظمة الـ CBIR الحالية توفر مثل هذا البحث، حيث يوفر المستخدم صورة للاستعلام ويقوم النظام باسترجاع وعرض صور مصغرة لأقرب تطابق لهذه الصورة في قاعدة البيانات. وعلى الرغم من ذلك، فإن المستخدم قد لا تكون لديه صورة كمثال للبحث عنها، وهناك العديد من طرق تشكيل الاستعلام البديل التي تم اقتراحها كما في مرجع Aslandogan and Yu [29] كما يلي:

- الاستكشاف عن النوع أو الفصيلة.
- الاستعلام عن الخواص المرئية البسيطة.
- الاستعلام عن اندماج من الخواص.
- استعلامات عن خواص محلية.
- الاستعلام بالصور التخطيطية.
- الاستعلام بخواص محددة بالمستخدم.
- الاستعلام بالعلاقة بالهدف.
- الاستعلام بالمعنى أو المفهوم.

إن المقدرة على الضبط الدقيق للبحث في الإنترنت كاستجابة للعلامات ذات الدلالة من المستخدم تُسمى، التغذية المرتدة ذات العلاقة، تكون مهمة جداً خاصة في تحسين فعالية أنظمة الـ CBIR. الفكرة الأساسية من وراء التغذية المرتدة ذات العلاقة هي استخدام أمثلة سالبة وموجبة من المستخدم لتحسين أداء النظام. بالنسبة لأي استعلام يقوم نظام الاسترجاع أولاً بإعطاء قائمة من الصور المرتبة على حسب مصفوفات التشابه سابقة التحديد. بعد ذلك يقوم المستخدم بتعليم الصور المسترجعة المتعلقة بالاستعلام كأمثلة موجبة والصور غير المتعلقة بالاستعلام كأمثلة سالبة. بعد ذلك سيقوم النظام بإعادة ضبط نتائج الاسترجاع اعتماداً على هذه التغذية العكسية من المستخدم

عن طريق خواريزم تعليمي معين، حيث يقوم بعدها النظام بتقديم قائمة جديدة من الصور المرتبة للمستخدم. تستمر هذه العملية في التكرار إلى أن يصل المستخدم لحالة الرضا عن قائمة الصور المسترجعة. تساعد هذه الطرق للتغذية العكسية على تخفيف الفرق الدلالي اللفظي بين الخواص المرئية ذات المستوى المنخفض والخواص الدلالية ذات المستوى المرتفع، حيث إنها تسمح لأنظمة CBIR أن تتعلم مفاهيم المستخدمين عن الصور. في العادة يتعامل خواريزم التعليم مع عينات تدريبية صغيرة (في العادة أقل من ٢٠ لكل دورة فعالية)، وعدم تطابق في عينات التدريب (القليل من الأمثلة السالبة يتم تغذيتها عكسياً في العادة للنظام)، ومتطلب بأن يكون النظام سريعاً بما فيه الكفاية ليدعم المستخدم في الزمن الحقيقي [32, 33]. تشمل خواريزمات التغذية العكسية ذات العلاقة على ما يلي:

- الخواريزمات الجينية [34].
- طرق التعلم اعتماداً على الأوزان [35].
- طرق البايز Bayesian الاحتمالية [36].
- ماكينات الدعم الاتجاهي [37] support vector machines, SVMs.

(٢، ١، ٤) خواص الصور في الاسترجاع المعتمد على المحتويات

من الواضح أن الأساس وراء إطار CBIR يكمن في استخلاص الخواص، التي تحتوي خواص كمية للصور والمحسوبة بطريقة آلية، والتي ستستخدم في تمييز محتويات الصور. جوهرياً، يُمكن تصنيف خواص الصور إلى: (١) خواص بصرية عامة، و (٢) خواص دلالية محددة المجال. تشمل الخواص البصرية العامة على معلومات أولية عامة عن الصورة ترجع إلى مكونات وتكوين الصورة، مثل اللون، والنسيج، والشكل، والعلاقات المساحية. على الجانب الآخر فإن الخواص الدلالية المحددة المجال تعتمد على التطبيق وتتكون أساساً من معلومات ملخصة تعود على معنى أي صورة، وتصف محتويات دلالية في الصورة ذات مستوى عالي وفي مجالات مخصوصة.

سنقدم في هذا الجزء باختصار للخواص البصرية العامة التي يُمكن استخدامها في معظم تطبيقات CBIR. يُمكن للقراء الرجوع إلى المراجع [8-10, 12, 14, 29] للمراجعة التفصيلية عن استخلاص الخواص البصرية. يُمكن أيضاً تصنيف الخواص البصرية العامة إلى: (أ) خواص بصرية طبيعية، مثل الشكل والعلاقات المساحية، و (ب) خواص مساحية هندسية، مثل الشكل والعلاقات المساحية. (الخواص الدلالية المحددة المجال التي يُمكن الحصول عليها إما عن طريق التعليقات النصية وإما عن طريق خطوات استدلالية مركبة معتمدة على المحتويات البصرية للصورة، سيتم تغطيتها في الجزء (٤.٤)، والذي سيركز على تطبيقات المجال الطيبلد CBIR).

(٤،١،٢،١) اللون

يعتبر اللون من أكثر الخواص البصرية العامة المتكررة الاستخدام في الـ CBIR نتيجة ثباتها بالنسبة لتغير أبعاد الصورة، وتحويلها، ودورانها، ونتيجة قيم مركبات اللون الثلاث (مثلاً، الأحمر/الأخضر/الأزرق RGB، ودرجة اللون/التشبع/القيمة HSV) التي تجعل مقدرتها التمييزية متقدمة عن اللون الرمادي الواحد للصور [8, 9, 13]. هناك العديد من خواص اللون تم استخدامها في الـ CBIR مثل:

- الرسم البياني اللوني (هستوجرام): وهذا يعتبر من أكثر التعبيرات اللونية فعالية وهو توزيع لعدد البكسلات في كل كمية لون في الثلاث مركبات المختلفة للون [38, 39].
- عزوم اللون: وهو تعبير مدمج جداً عن اللون، مع أول ثلاثة عزوم منخفضة الدرجة (المتوسط mean، والتفاوت variance، والانحراف skewness) لكل مكون لوني [26, 40].
- متجهات تماسك أو توافق اللون color coherence vectors, CCVs: تضمين المعلومات المساحية في هستوجرام اللون (تحسين الهستوجرام) [41].
- مخطط علاقات اللون color correlogram: وصف لوني يميز كل من توزيع اللون على البكسلات والعلاقات المساحية لأزواج الألوان [42].
- HDS-S (درجة اللون/الفرق/المجموع - الهيكل hue/diff/sum-structure): وصف هيكلوني للحصول على اللون الموضوعي لهيكل الصورة اعتماداً على الفراغ اللوني MPEG-7 HMMD (درجة اللون - أقل قيمة - أكبر قيمة - الفرق) (انظر الجزء ٤،٢،١).

(٤،١،٢،٢) النسيج

يعتبر النسيج خاصية بصرية مميزة قوية تم استخدامها بكثرة في التعرف على الأنماط وفي الرؤية بالحاسب لتحديد النماذج البصرية ذات الخواص المتجانسة التي لا يُمكن أن تنتج من وجود لون واحد فقط أو كثافة واحدة فقط [45]. يوجد النسيج تقريباً في أي مكان في الطبيعة. إن حجم مساحة الصورة وعدد المستويات الرمادية الأولية التي يُمكن تمييزها والعلاقات المساحية بينها، كلها عناصر متعلقة ببعضها وتميز النموذج النسيجي [10]. من الخواص النسيجية الشائعة الاستخدام ما يلي:

- مصفوفات المشاركة في الحدوث، مع ١٤ واصفاً للحصول على اعتمادية المستويات الرمادية [46].
- خواص تامورا Tamura features مع ٦ مركبات نسيجية بصرية مصممة تبعاً لدراسات سيكولوجية للاستقبال البشري للنسيج [47].
- مصفوفات المدى السيار run-length matrices، لتحديد خشونة النسيج في اتجاهات محددة [48].

- معاملات التحويل المويجي wavelet transform coefficients ، وهي تمثل الخواص الترددية للنماذج النسيجية ، بما في ذلك التحويلات المويجية الهرمية الهيكل والشجرية الهيكل [49, 50].
- مرشحات جابور Gabor filters ، حيث يُمكن استخدامها لاكتشاف التعديل في اتجاه وأبعاد الحواف وكذلك الشرائط أو الخطوط [51, 52].
- تحاليل ولد Wold decomposition ، وهي توفر خواص حسية بثلاثة مكونات: التناغم (التكرارية)، والاتجاهية ، وعدم التحديدية (العشوائية) [53, 54].
- مجال ماركوف العشوائي Markov random field, MRF [55-57].
- طيف القدرة لفورير [58].
- الأبعاد الكسرية fractal dimensions [59].
- تحليل المكونات الأساسية غير المتغيرة بالإزاحة shift invariant principle component analysis, SPCA [60].

(٣، ٢، ١، ٤) الشكل

يُمكن استخدام الشكل لتمييز جسم أو منطقة كشكل هندسي متكامل المعنى ؛ . بالنسبة للبشر ، فإن إدراك الشكل يعني الإلمام بالمكونات أو العناصر البارزة أو الميزة للجسم أو المنطقة [10]. لذلك ، فإن العناصر الشكلية في أي صورة تكون عادة ممثلة بعد تقسيم هذه الصورة إلى أهداف أو مناطق. نتيجة الصعوبة في التقسيم الآلي الشامل للصورة [13] ، وتعدد الطرق التي يُمكن بها إسقاط الهدف الثلاثي البعد إلى شكل ثنائي البعد في الصور الثنائية الأبعاد ، فإن الـ CBIR المعتمد على الخواص الشكلية يعتبر واحدة من المهام الصعبة ، وكانت محدودة على تطبيقات معينة يكون فيها الهدف أو المنطقة متاحا أصلا [14]. على العموم فإن ، طرق التعبير عن الأشكال تقع تحت صنفين عريضين: (١) الاعتماد على المحيط أو الحواف ، و (٢) الطرق المعتمدة على المنطقة. الطرق المعتمدة على المحيط أو الحواف تعمل على المحيط الخارجي للشكل ، وتشتمل واصفات الشكل في هذا الصنف على ما يلي :

- واصفات فورير التي تصف شكل أي جسم عن طريق تحويل فورير لمحيطه أو حوافه [61, 62].
- دالة دوران لمقارنة المضلعات المحدبة والمقعرة [63].
- طريقة العناصر المحددة finite element method, FEM مع مصفوفة الصلابة والمتجهات الذاتية eigenvectors [64].
- فراغ الانحناء البعدي curvature scale space, CSS [65, 66].
- إحصائيات طول الوتر [67].
- تشفير السلسلة [68].

- إحصائيات زاوية الشعاع [69] BAS, beam angle statistics.
- الواصف الموجي [70].
- تستخدم واصفات الشكل عامة في الطرق المعتمدة على المنطقة، والتي تشمل على ما يلي:
- العزوم الثابتة، مجموعة من العزوم الإحصائية المعتمدة على المنطقة [71, 72].
- عزوم زيرنيك [73] Zernike moments.
- واصفات الشكل [74].

(٤، ١، ٢، ٤) العلاقات المساحية

في العادة تمتلك العلاقات المساحية بين العديد من الأهداف أو المناطق الجزء الأساسي من المعلومات عن محتويات الصورة [10, 13] وتكون مفيدة جداً في استرجاع الصور والبحث عنها. يُمكن تقسيم العلاقات المساحية إلى (١) علاقات اتجاهية، و (٢) علاقات طوبولوجية (متعلقة بالتضاريس). تحتوي العلاقات الاتجاهية على المواضع النسبية للمجسمات بين بعضها البعض مثل، اليسار، وفوق، وأمام، ويتم حسابها في العادة من خلال مراكز المجسمات أو مراكز ثقلها. تصف العلاقات الطوبولوجية التجاور والحدوث أو التأثير بين الأشياء بعضها البعض، مثل، عدم الاتصال، والتجاور، والتداخل، ويتم حسابها عن طريق أشكال المجسمات. الطريقة الأكثر استخداماً لوصف العلاقات المساحية هي طريقة مخطط العلاقات المميزة [75, 76] attributed relational graph, ARG والتي يتم فيها تمثيل المجسمات بمخطط عقدي، والعلاقات بين المجسمات عن طريق أقواس أو وصلات بين هذه العقد. من الطرق الأخرى المعروفة جيداً، طريقة السلسلة ثنائية البعد، التي تعتمد على نظرية الإسقاط الرمزي وهي تسمح بالترتيب ثنائي البعد لمجموعة من المجسمات التي يتم تشفيرها في صورة هيكل تنابعي [77]. بالإضافة لطرق ARG والسلاسل ثنائية البعد، هناك طريقة الشجيرات الرباعية المساحية [78] وطريقة الصور الرمزية [79] التي تستخدم أيضاً للتعبير عن العلاقات المساحية.

(٤، ١، ٣) استرجاع الصور المعتمد على المحتوى في المجال الطبي

في الطب، تكون معظم الصور الطبية المكتسبة حالياً مخزنة مع وصف نصي محدود جداً لمحتويات هذه الصور. مع تطور واتساع قواعد البيانات أصبح هذا الوصف النصي المحدود والبسيط غير مناسب للبحث في هذه الصور والاسترجاع منها. وبالتالي؛ فإن معلومات تشخيصية مهمة في قواعد البيانات تظل غير مستخدمة وتزداد الحاجة لذلك مع طرق الاسترجاع الفعالة التي يُمكن أن تمنع الاستفادة من الخبرة الموجودة في قواعد البيانات هذه [80]. في أجزاء سابقة من هذا الفصل، اتضح أن الـ CBIIR يعتبر بديلاً عملياً لاسترجاع الصور المعتمد على النص، مع المقدرة على البحث عن الصور اعتماداً على قياسات مقارنة الصور مع خواص بصرية أو مساحية يُمكن أن تتوافق

مع الطريقة البشرية في الحكم أو المقارنة. ولذلك، فإنه من الطبيعي جداً تطبيق الـ CBMIR عن طريق استرجاع الصور الطبية تبعاً لخواص الصورة الخاصة بمجال هذه الصورة مما يحقق طريقة بديلة ومكاملة لطريقة الاسترجاع العادي المعتمد على النص.

إن المميزات الواعدة في الـ CBMIR تتراوح من دعم القرار الإكلينيكي حتى التعليم والبحث الطبي [6]. لقد اتضح من المعرفة الإكلينيكية أن الخواص البصرية للصور الطبية يكون لها تأثير قوي على التشخيص [81]. لذلك فإن التشخيص عن طريق مقارنة الصور الطبية السابقة والحالية المصاحبة للحالة المرضية أصبحت واحدة من الطرق الأساسية في الطب المعتمد على المسببات أو الطب المعتمد على الإثبات [7]، بينما تكون عملية دعم القرار الإكلينيكي مهمة لإيجاد صور أخرى لنفس المنطقة التشريحية لنفس المرض [6]. يُمكن للـ CBMIR أن يساعد في هذا التشخيص بالطرق التالية: بعد ملاحظة علامات غير طبيعية في الصورة المفحوصة، يُمكن للطبيب أن يستعلم من قاعدة بيانات مثل هذه الحالات المعروفة ويستدعي صوراً (والنصوص المصاحبة لها) تحتوي على مناطق لها خواص مثل خواص الصورة المعنية. بمعرفة الأمراض التي تتوافق مع خواص المنطقة المعنية، يُمكن للطبيب أن يتأكد أكثر عن طريق توسيع هذا التشخيص ليشمل الحالات المرضية التي لم تؤخذ في الاعتبار من قبل. هنا، يلعب الـ CBMIR دور الدليل الداعم المهم من الحالات المعروفة مسبقاً، مدعماً الطبيب بمجموعة من الأمثلة القريبة من حدود القرار الذي سيتخذه مع علامات النوع الصحيح لهذه الأمثلة. يُمكن أيضاً للممارس القليل الخبرة أن يستفيد من هذه الخبرات الخاصة بالصور المرجعية، إذا كانت متشابهة بصرياً، بحيث تلعب دور الاستشاري الخبير [82-84]. يُمكن أيضاً استخدام الـ CBMIR لتقديم الحالات التي لا تكون فقط متشابهة في التشخيص، ولكنها أيضاً متشابهة في المظهر، وفي بعض الأحوال يكون هناك تشابه بصري ولكن التشخيص مختلف. ولذلك؛ فإنه قد يكون من المفيد كأدوات تدريبية لطلاب الطب، والمقيمين، والباحثين أن يستكشفوا في الإنترنت ويبحثوا عن مجموعات كبيرة من الصور المتعلقة بالأمراض باستخدام هذه السمات أو الخواص البصرية [6]. إن نجاح الـ CBMIR سيفتح العديد من وجهات النظر الجديدة والبحوث الطبية، مثل تتبع الأمراض، والتشخيص التفاضلي، والتخطيط للجراحات بدون تدخل، والتدريب الإكلينيكي [85].

على الرغم من التحديد الواضح للاحتياجات، إلا أن تطوير أنظمة الـ CBMIR يضع العديد من التحديات بالمقارنة مع الـ CBIR للصور العامة، ويتطلب فهماً جيداً للمتطلبات الطبيعية للصور الطبية. فيما يلي سنوضح الطرق التي يكون فيها هذا الفهم مهماً جداً [2, 5, 85-88]:

١ - بيانات الصور الطبية تكون غير متجانسة في طريقة تجميعها، وتوزيعها، وفي طريقة عرضها. هذه الصور يتم اكتسابها من أنظمة مختلفة وفي أوضاع مختلفة من حيث الوضع، والتحديدية، والتباين، ونسبة الإشارة

للضوضاء. حتى في داخل نظام التصوير الواحد فإن ضبط عملية التصوير عن طريق الفني قد يؤدي إلى صور مختلفة بدرجة كبيرة، فمثلاً من الممكن استخدام مسح الرنين المغناطيسي لاكتساب معلومات مختلفة تماماً في التشريح والوظيفة، أو مسح تصويري عن طريق الانبعاث البوزيتروني PET أو المسح السطحي بالحاسب بالفوتون الواحد SPECT يُمكن استخدامهم في دراسات مختلفة للأعضاء وبأوضاع مختلفة لهذه الأجهزة يُمكن للمستشفى أن تنتج الآلاف من الصور المتنوعة في اليوم الواحد من الأنظمة المختلفة وللدراسات الإكلينيكية المختلفة. عملية الاسترجاع من هذه الصور غير المتجانسة يكون غاية في التعقيد بالمقارنة مع استخدام نظام تصويري واحد، كما أن طرق الـ CBIR الموجودة تتعامل بصعوبة مع خواص كل هذه الصور الطبية.

٢ - الصور الطبية، ما عدا الصور النسيجية، والجلدية، وصور المنظار، والصور الملونة للسان، تكون صور شدة فقط ممثلة في المقياس الرمادي. وحيث إن الخواص اللونية تستخدم عادة في الـ CBIR لذلك فإنها لا يُمكن تطبيقها في مثل هذه الأحوال.

٣ - تكون الصور الطبية في العادة ذات تحديدية منخفضة وبها ضوضاء عالية؛ ولذلك فإنها تكون صعبة التحليل آلياً لاستخلاص الخواص المرئية.

٤ - العديد من الأعضاء البشرية تكون من الأنسجة الناعمة أو من الأجسام غير الصلبة، كما أن الأنسجة المريضة لا يكون لها شكل منتظم ولا تكون هناك حدود واضحة بينها وبين الأنسجة السليمة؛ ولذلك فإن التجزئ الآلي لهذه الأجزاء أو الأعضاء المريضة يكون صعب التحقيق.

٥ - جزء كبير من الصور الطبية تكون لتشريح بشري، والذي هو عبارة عن كيان ثلاثي الأبعاد؛ ولذلك فإنه يكون به معلومات إضافية ليست متاحة في التصوير ثنائي البعد. ولذلك؛ فإنه يكون من المطلوب خطوات تسجيل إضافية للصور قبل تنفيذ المقارنة على الصور الحجمية وعلى استخلاص الخواص من الصور.

٦ - إن مراحل بدء المرض وعرض التقدم المرضي على مدار الزمن للمريض تكون أساسية لأخذ قرار التشخيص والعلاج وإنتاج تقييم على المدى الطويل لاتباعه. إن نظام الـ CBIR يكون مطلوباً ليكون لدينا المقدرة على تحديد وتتبع العلاقات الزمنية في مجموعات الصور الطبية للمريض المأخوذة في فترات زمنية مختلفة، مع التاريخ الطبي لهذا المريض.

٧ - إن التعامل بعناية مع الصور الطبية يكون مطلوباً نتيجة مواضيع تخص خصوصية المريض وبعض القيود القانونية الأخرى. مثل هذه السرية والحواجز الإدارية تعوق البحث في الـ CBIR داخل أو خلال المجال الطبي [85].

في السنوات الأخيرة تم تطوير طرق مختلفة من الـ CBMIR وتم استخدامها وتكاملها أساساً في نماذج أولية بحثية. كنظرة موسعة، فإن هذه الطرق الاسترجاعية يُمكن تصنيفها إلى أربعة أصناف تبعاً لخواص الصور الأساسية:

- الاسترجاع المعتمد على الخواص المرئية الطبيعية مثل اللون والنسيج.
- الاسترجاع المعتمد على خواص هندسية مساحية مثل الشكل، والأحجام ثلاثية الأبعاد، والعلاقات المساحية.
- الاسترجاع بالربط بين الدلالات والخواص المرئية، بما في ذلك طرق تفسير الدلالات اللفظية المرئية والطرق المعتمدة على النموذج الهندسي.
- الاسترجاع المعتمد على خواص الوظائف الفسيولوجية مثل التمثيل الديناميكي للجلكوز في المخ البشري. تفاصيل هذه الطرق سيتم تناولها في الأجزاء القادمة.

(٤،٢) استرجاع الصور الطبية المعتمد على المحتوى عن طريق الخواص المرئية الطبيعية

(٤،٢،١) الاسترجاع المعتمد على اللون

كما ذكرنا من قبل في الجزء (٤.١.٢) فإن اللون هو أكثر الخواص المنخفضة المستوى التي استخدمت بكثافة في الـ CBIR. على الرغم من ذلك، وحيث إن معظم الصور الطبية تكون صور كثافة أو شدة إضاءة فقط فإنها تحمل معلومات أقل من الصور الملونة، فإن الاسترجاع المعتمد على اللون سيكون قابلاً للتطبيق على الصور الطبية المعتمدة على التصوير الضوئي، حيث يكون اللون خاصية ضمنية فيها وأي تغيير في اللون لأي عينة من العينات الطبيعية يكون له معنى طبي مهم [4, 89]. الصور الطبية التي يُمكن أن تستخدم في الـ CBMIR المعتمد على اللون تشتمل على ما يلي:

- الصور النسيجية.
 - الصور الجلدية.
 - صور المناظير.
 - صور اللسان، والذي يتم عليه ضبط طرق العزوم اللوني والهستوجرام اللوني.
- يتم أخذ الصور النسيجية عن طريق الميكروسكوب الضوئي ويُمكن استخدامها لمساعدة الطبيب الشرعي لملاحظة وتحليل التفاصيل الدقيقة لخلايا النسيج الحيوي. مثل هذه الصور تكون لها بصمة لونية خاصة تحدها، بما في ذلك التغيرات الدقيقة في اللون مثل اليرقان، والاحتقان، والاصطبغ، والنضح أو التحلب والتنزيف [4, 90].

مرجع [80] Mattie et al تم حساب الكثافة الضوئية المتوسطة والعزوم اللوني للمكونات RGB كل على حده وذلك للسيتوبلازم، والنواة، والنويات، وتم ضبطها كواصفات للألوان الموضوعية المحددة في نظام استرجاع صور الخلايا المعتمد على المحتويات. كواصف أساسي للون، فإن هستوجرام توزيع اللون تم استخدامه في استرجاع صور النسيج الخلوي لسرطان الثدي [91]، وصور شرائح الخزعة (أو العينات الحية) [92]، والصور الميكروسكوبية المرضية للبروستاتا، والكبد، والقلب [93]. في المرجع [94] Tang et al، تم تطبيق هستوجرام للألوان RGB كخواص غير دقيقة تستخدم في تقسيم صور القناة الهضمية gastrointestinal, GI النسيجية ذات التحديدية العالية. حيث إن الخواص اللونية في صور الأنسجة الملونة تكون سائدة خلال هذه الهياكل الخشنة، فإن هستوجرامات اللونية المستخلصة تجعلها مناسبة جداً للكشف الخشن أو غير الدقيق عن المحتويات الإلكترونية وتحليلها واسترجاعها، وبالذات عندما تكون قاعدة بيانات الصور تحتوي على عدد كبير من الصور ذات التحديدية العالية [94-97].

يعتبر التصوير الجلدي طريقة تسمح بالفحص الميكروسكوبي لأمراض الجلد، ولقد ثبت فعاليتها كأداة لتحليل الالتهاب الجلدي الحمامي [98]، وتقييم حالات الجروح [99]، والكشف المبكر عن سرطان الجلد [100]. يتم الحصول على اللون الجلدي عن طريق الربط بين طرق معقدة ويتم استخدامه كمعلومة أساسية في طب الأمراض الجلدية لتفسير خواص المناطق المريضة وعمقها في الجلد [101] في المرجع [100] Rahman et al تم تطوير نظام CBMIR كمساعد تشخيصي لطبيب الأمراض الجلدية للتعرف على سرطان الجلد. لقد تم استخلاص هستوجرام ملون من ٦٤ لوناً يتكون من ٤ صناديق منتظمة التكميم لكل قناة لونية وعزمين لونيين (المتوسط والتباين) من صورة منطقة الجلد المريضة المقسمة، وتم استخدامها كخواص موضوعية محددة لاستخلاص التغيرات اللونية.

على الجانب الآخر، فإن صور المنظار يتم أخذها عن طريق إضاءة جهاز يشبه الأنبوبة به كاميرا يتم وضعه في القناة الهضمية لرؤية الأشياء الغير طبيعية مثل النزيف الدموي، والنمو السرطاني، والتقرحات [102]. لقد تم أخيراً تقديم نظام استرجاع لصور المنظار بالاعتماد على المحتويات CBEIR باستخدام التقسيم اللوني إلى فئات في المرجع [103] Xia et al. لتقليل حساسية اللون للضوضاء وأبعاد هستوجرام اللوني، وبافتراض أن صور المناظير تحتوي عادة على القليل فقط من الألوان المسيطرة (مثل الأحمر، والأصفر، والبمبي) وأما الفراغ اللوني HSV فيكون أقرب ما يكون للإدراك البشري، فإن صور RGB الملونة ذات الـ ٢٤ بتاً يتم تحويلها إلى الفراغ اللوني HSV، حيث يتم تكميم مركبات HSV بانتظام إلى ستة، وأربعة، وثمانية مستويات على التوالي؛ ولذلك فإن الخواص اللونية لصور المناظير يمكن تمثيلها بهستوجرام مقسم إلى ١٩٢ صندوق (٨×٤×٦). لقد قدم المرجع [104] نظاماً لتحليل صور المناظير معتمداً على نموذج لوني محدد المجال والتغيرات اللونية لصور مناظير المعدة للكشف عن واسترجاع المناطق غير الطبيعية مثل مناطق السرطان المبكر في المعدة والتغيرات الالتهابية في المناطق

المحيطة بسبب الحمرة، أو التآكل، أو الحؤول المعوي، أو التهاب المعدة الضموري [104, 105]. حيث إن معظم صور المناظير تكون بها حمرة نتيجة تأثير الهيموجلوبين (صبغة سائدة في الغشاء المخاطي المعدي)، فإن الألوان التفصيلية لصورة المنظار يُمكن تحديدها عن طريق كمية الهيموجلوبين، بمعنى توزيع التدفق الدموي في الغشاء المخاطي باستخدام IHB (فهرس للهيموجلوبين index of hemoglobin) [106, 107]. يُمكن حساب الIHB من قيم قنوات ال RGB الأصلية (Vb و Vg، Vr) [107]: $IHB = 32 \{ \log_2(Vr/Vg) \}$ ويتم استخدامه كخاصية لونية وحيدة لصور المناظير في القناة الهضمية.

بالمثل، فإن [108] Tjoa and Krishnan قد اقترحا طريقة جديدة لاستخلاص الخواص اللونية لتصنيف حالة القولون من صور منظار القولون. عموماً، تحتوي صور منظار القولون على العديد من المعلومات الغنية المصاحبة للأمراض المختلفة، مثل:

١ - الورم الخبيث يكون عادة متورماً وملتهباً، والالتهاب يكون عادة محمراً وأكثر خطورة في لونه عن المناطق المحيطة.

٢ - الأورام الحميدة تكون أقل في الكثافة أو الحدة اللونية.

٣ - الاحمرار قد يحدد نزيفاً.

٤ - السواد من الممكن معاملته كدليل على بقع نتيجة المسهلات.

٥ - الأخضر قد يعني وجود مواد برازية.

٦ - الأصفر يتعلق بتكون الصديد [108].

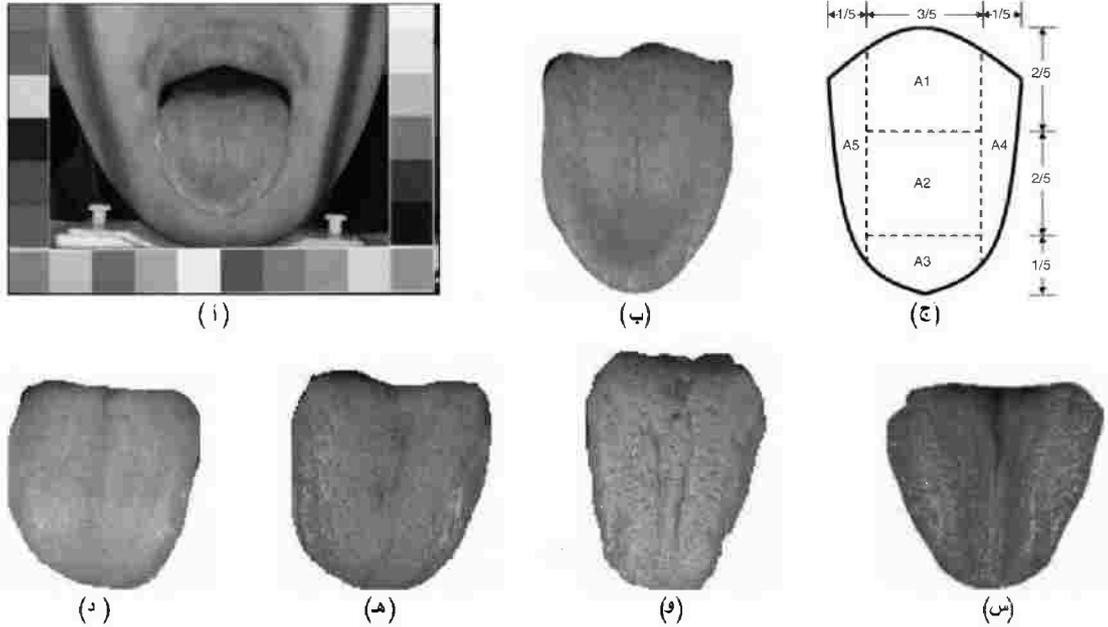
اعتماداً على هذه الخواص، فإن بعض الخواص الموضوعية يتم استخلاصها من هستوجرام اللوني وغير اللوني للصور. يتم اختيار قيمة تشعبية صغرى وأخرى كبرى في منطقة الاهتمام لاستخلاص المعاملات الكمية في هستوجرام كل صورة يُمكن تحديد الخواص كما يلي:

$$\beta_c = \sum_{i=L_1}^{L_2} Hist_c(i) / \sum_{i=0}^{L-1} Hist_c(i) \quad \text{المعادلة رقم (٤.١)}$$

حيث β_c هي مجموعة خواص لونية لمكونات الصورة المختلفة (C={I(Intensity), R(Red), G(Green), B(Blue), H(Hue), S(Saturation)}، و $Hist_c(I)$ هي مقدار هستوجرام عند المستوى i لمركبة لونية معينة C، و L هي عدد المستويات الرمادية، و L1 و L2 هما القيمة التشعبية الصغرى والكبرى على التوالي في هستوجرام المنطقة [108].

تشخيص اللسان، أو بمعنى آخر فحص اللسان، يعتبر واحدة من أهم الطرق التقليدية في الطب الصيني traditional Chinese medicine, TCM، حيث يقوم الطبيب بصرياً بفحص اللون والخواص الأخرى لمادة

وقشرة اللسان. لقد ثبت أن هذه الطريقة بسيطة وغير تدخلية وقادرة على تحديد حالة الجسم وأعراضه للمرضى، كما يُمكن دمجها مع ثلاث طرق تشخيصية أخرى TCM وهي السمع/الشم، والاستفسار، والجس لتحديد المرض الحقيقي أو القصور عند المريض [89, 109-111]. وعلى ذلك، فإن التشخيص اللساني في TCM يعتمد في العادة على مقدرة الرؤية البشرية للطبيب على التمييز بين تفاصيل اللون. هناك عوامل متعلقة بالبيئة المحيطة مثل الفروق بين مصادر الإضاءة، والإضاءة المحيطة التي قد تؤثر على الطبيب عند التشخيص الدقيق من خلال ملاحظة اللسان. ولذلك؛ فإنه من الضروري بناء نظام حاسوبي لتمييز اللسان للحصول على اللون الحقيقي لصور اللسان الذي لا يتغير بتغير الإضاءة، والذي يدعم التحليل الآلي لخواص اللسان [111-113]. لقد تم إنشاء العديد من أنظمة التشخيص اللساني أخيراً لدعم أخذ صور اللسان، ومعالجتها، وتحليلها، وتخزينها، واسترجاعها لكي تكون وسيلة مساعدة تشخيصية وموحدة قياسياً وآلية لتشخيص اللسان [111, 114-118]. المكون الأساسي في مثل هذه الأنظمة يشتمل عادة على كاميرا نباتات ربط الشحنة chare coupled device CCD، ومصدر ضوئي قياسي، وصندوق شبه مغلق مع دعائم للوجه والرأس، ونظام حاسوبي مع أدوات لمعالجة الصور وقاعدة بيانات للصور. بعض عينات من صور اللسان التي تم أخذها من هذه الأنظمة موضحة في الشكل رقم (٤،٢) [111, 119, 120].



الشكل رقم (٤،٢) أمثلة على صور اللسان بعد المعيرة اللونية. (أ) الصورة الأصلية للسان مع أعمدة اللون القياسية لمعايرة اللون. (ب) صورة مجزأة لجسم اللسان. (ج) تجزئ اللسان إلى خمسة أجزاء تبعاً للحالة الصحية للأعضاء المختلفة. (د) لسان باللون الأحمر الخفيف مع غطاء أبيض. (هـ) لسان لبني غامق مع طبقة بيضاء خفيفة (و) لسان أبيض خفيف مع طبقة صفراء سميكة. (س) لسان أحمر غامق مع طبقة غطاء بني. (إذن من prof. L. S. Shen جامعة بيجنج التقنية بالصين)

تبعاً للأساسيات العامة للـ TCM فإنه يُمكن تقسيم مساحة اللسان إلى خمسة مناطق جانبية كل منها تقابل الحالة الصحية للأعضاء المختلفة لجسم الإنسان كما هو موضح في الشكل رقم (٤.٢ ج): المنطقة A1 تُسمى (الجذر root)، و A2 تُسمى (الوسط/المركز middle/center)، وهما تمثلان الحالة الصحية للمعدة والطحال و A3 هي المقدمة tip وهي تقابل الحالة الصحية للقلب والرئة، والمنطقة A4 (الجانب الأيمن) و A5 (الجانب الأيسر) توضحان المعلومات الصحية عن الكبد والمثانة [111, 117].

بمعلومية حقيقة أن هناك تغيرات كثيرة في ألوان مادة اللسان والطبقة المبطنه له، فقد تم وضع ١٥ صنفاً من الألوان يُمكن من خلالها استخلاص الخواص اللونية كما في [111] Shen et al. لقد تم تقسيم ألوان مادة اللسان إلى ست فصائل مختلفة كما في الشكل رقم (٤.٣ أ)، بينما الطبقة المغطاة فقد تم تقسيمها إلى تسع فصائل مختلفة كما في الشكل رقم (٤.٣ ب) [111, 119]. اعتماداً على المناطق الجانبية A1 حتى A5 والـ ١٥ صنفاً من الألوان، فإن الخواص اللونية الموضوعية لصور اللسان يتم استخلاصها عن طريق تقدير توزيع المادة (والطبقة المغطاة) لكل صنف لوني في كل منطقة جانبية في مساحة اللسان المقسمة، حيث تم استخدام ذلك في التحليل والاسترجاع في نظام جهاز تحليل صور اللسان TIAI, tongue image analysis instrument.

بالإضافة لذلك، فإنه للحصول على الخواص اللونية التي تقابل وتتطابق مع النظرة البشرية، فقد تمت إعادة إنتاج لألوان الصور عند الاكتساب والنقل والعرض [121]. من بعض الأنظمة الأخرى المستخدمة في تحليل صور اللسان واسترجاعها ما يلي:

- نموذج حسابات اللسان TCoM, tongue computing model, لتشخيص التهاب الزائدة الدودية appendicitis باستخدام ٢٢ قياساً في أربعة فراغات لونية (RGB, CIE Y xy, CIE Luv, CIE Lab) مع العزمين اللونيين (المتوسط والتفاوت) للمناطق الجانبية المختلفة من مساحة اللسان [114].
- نظام تشخيص اللسان المعتمد على الرؤية باستخدام القيمة المتوسطة لألوان RGB الموضوعية (حجم البلوك) [115].
- نظام دعم تشخيص اللسان المعتمد على علامات اللون المكتملة [116].
- نظام فحص اللسان المحوسب computerized tongue examination system, CTES باستخدام الاسترخاء اللوني وحدود القرار للفراغ اللوني [117] HSV.
- نظام فحص اللسان الرقمي digital tongue inspection system, DigiTIS المعتمد على هستوجرام الألوان [118] RGB.

مادة ضوء ابيض		مادة حمراء		مادة حمراء	
مادة ضوء أحمر		مادة احمرء داكن		مادة ارجوانى داكن	

(١)

طلاء ضوء ابيض		طلاء ضونى أصفر		طلاء رمادى	
طلاء ابيض		طلاء أصفر		طلاء بنى	
طلاء ابيض سميك		طلاء اصفر سميك		طلاء اسود	

(ب)

الشكل رقم (٤،٣) عينات لصور من ١٥ صنفاً لونياً مختلفاً: (أ) ستة أصناف لونية لمادة اللسان، (ب) تسعة أصناف لونية لطبقة الغطاء.

بالنسبة للـ CBMIR العام، بمعنى، استرجاع الصور الطبية المتغيرة من أنظمة التصوير المختلفة، بما في ذلك الصور الطبية الملونة السابقة، فإن الاسترجاع المعتمد على اللون يكون حيوياً أو ضرورياً، ويحتاج لأن ينضم إلى النظام. لقد استخدم المرجع [122] تكميماً للفراغ اللوني HSV مع ستة لفارق اللون Hue وثلاثة للتشبع saturation وثلاث قيم لاسترجاع الصور الطبية الملونة في الـ CasImage[123]. على الجانب الآخر فقد اقترح [43] Howarth et al واصفاً جديداً لهيكل الألوان، HDS-S انظر الجزء (٤،١،٢،١)، لاسترجاع الصور الطبية المتغيرة من مجموعة الـ [124] ImageCLEFmed. في نموذج اللون HMMD، تكون مركبة درجة اللون hue من النموذج HSV، والمركبة الكبرى والصغرى مأخوذتين من القيمة الكبرى والصغرى على التوالي في النموذج RGB. المركبة diff مأخوذة من الفرق بين القيمة العظمى والصغرى. اعتماداً على النموذج MPEG-7 القياسي [44]، فإن الفراغ HMMD تم تقسيمه إلى كميات غير متساوية مكونة من ١٨٤ صندوقاً أو عموداً في الثلاثة مكونات من الفراغ اللوني HDS (hue, diff, sum). بعد ذلك تم استخلاص هيكل الواصف اللوني HDS-S من هستوجرام النموذج HDS المتكتم اعتماداً على نافذة منزلة مساحتها ٨×٨ بحيث يكون كل صندوق لوني محتوياً على عدد مواضع النوافذ التي يكون لها على الأقل بكسل واحدة تقع في الصندوق الذي يتم التعامل معه. حيث إن طريقة الـ HDS-S يُمكنها أن تفرق بين الصور التي لها نفس التوزيع اللوني العام، ولكنها تختلف في الهيكل اللوني الموضعي، فإنها من الممكن أن تكون مفيدة في استرجاع الصور الطبية الملونة التي تكون لها سمة لونية عامة متشابهة، ولكنها تختلف في الهيكل اللوني المقابل لمحتويات الصور الضمنية [43].

(٤،٢،٢) الاسترجاع المعتمد على النسيج

معظم الصور الطبية التي يتم اكتسابها وعرضها في النظام الرمادي تكون نسيجية بدرجة كبيرة ؛ وبالتالي فإن فحص الصور الطبية يتطلب عادة تفسيراً للمظهر النسيجي، بمعنى تغير الشدة الموضعية، اعتماداً على الخواص النسيجية المختلفة مثل النعومة والخشونة والانتظام والتجانس [1, 125]. حيث أن التركيب النسيجي تكون له مثل هذه الأهمية المميزة، فقد أصبح واحدة من الخواص الشائعة الاستخدام في تحليل الصور الطبية، وتصنيفها، واسترجاعها [1, 6, 126]. من ضمن الواصفات النسيجية المختلفة المقدمة في الجزء (٤.١.٢) فقد تم اعتماد مصفوفات الحدوث المشترك ومرشحات جابور في الـ CBMIR.

إن طريقة مصفوفات التشارك المعروفة لتمثيل الخواص النسيجية تقوم باستكشاف الاعتمادية المساحية للمستوى الرمادي النسيجي للصورة عن طريق تكوين مصفوفات تشارك اعتماداً على الاتجاهات المختلفة والمسافات بين بكسلات الصورة واستخلاص إحصائيات مفيدة من هذه المصفوفات كتتمثيل لنسيج الصورة [8]. في طريقة مصفوفات التشارك، بمعلومية المسافة d عند زاوية اتجاه معين θ ، و $p_{(d, \theta)}(I_1, I_2)$ ، فإن المعاملات (I_1, I_2) للمصفوفة المقابلة $P_{(d, \theta)}$ هي عدد المشاركات أو احتمالية الذهاب من المستوى الرمادي I_1 إلى مستوى رمادي آخر I_2 مع مسافة بينية d في اتجاه المحور الذي يصنع الزاوية θ مع المحور x . إذا كان عدد المستويات الرمادية المميزة في الصورة التي تم تكميمها هو L ، فإن مصفوفة المشاركة سيكون حجمها هو $L \times L$. يمكن زيادة الكفاءة الحسابية عن طريق تقليل صناديق المستويات الرمادية، وهي طريقة بسيطة يتم فيها قسمة كل مدى القيم على كمية صغيرة، وهي عدد الصناديق المطلوبة ؛ وبالتالي تنكمش مصفوفة المشاركة. يمكن إنشاء مصفوفات مشاركة مختلفة عن طريق تعيين احتمالات المستويات الرمادية اعتماداً على العلاقات المساحية للبكسلات عند الاتجاهات الزاوية المختلفة المحددة بـ θ أثناء مسح الصورة تبعاً للمسافة [15, 46, 87, 127]. هذه المصفوفات المشاركة في الحدوث لا توفر من تلقاء نفسها أي قياسات للنسيج يمكن استخدامها كواصفات. المعلومات التي في هذه المصفوفات ما زالت تحتاج إلى الاستخلاص كمجموعة من الخواص ؛ وبالتالي فإنه في المرجع [46] Haralick et al تم حساب ١٤ كمية إحصائية من الدرجة الثانية تُسمى خواص Haralick النسيجية من هذه المعاملات. من أجل السماح بمقارنة الصور ذات الأحجام المختلفة، قبل استخلاص هذه الخواص، فقد تم تطبيع كل مصفوفات التشارك عن طريق قسمة كل معامل في أي مصفوفة على مجموع كل المعاملات. المعادلات المستخدمة في حساب هذه الخواص النسيجية مبينة في الجدول رقم (٤،١).

الجدول رقم (٤، ١) خواص Haralick النسيجية.

Feature	Equation	Feature	Equation
F_1 : (energy) Angular second moment (ASM)	$\sum_{i_1=0}^{L-1} \sum_{i_2=0}^{L-1} [p(i_1, i_2)]^2$	F_8 : Sum entropy	$-\sum_{k=0}^{2(L-1)} p_{x+y}(k) \log [p_{x+y}(k)]$
F_2 : Contrast	$\sum_{k=0}^{L-1} k^2 \sum_{i_1=0}^{L-1} \sum_{i_2=0}^{L-1} p(i_1, i_2)$ $ i_1 - i_2 = k$	F_9 : Entropy	$-\sum_{i_1=0}^{L-1} \sum_{i_2=0}^{L-1} p(i_1, i_2) \log [p(i_1, i_2)]$
F_3 : Correlation	$\frac{\sum_{i_1=0}^{L-1} \sum_{i_2=0}^{L-1} i_1 i_2 p(i_1, i_2) - \mu_x \mu_y}{\sigma_x \sigma_y}$	F_{10} : Difference variance	Variance of p_{x-y}
F_4 : Sum of squares (variance)	$\sum_{i_1=0}^{L-1} \sum_{i_2=0}^{L-1} (i_1 - \mu_f)^2 p(i_1, i_2)$	F_{11} : Difference entropy	$-\sum_{k=0}^{L-1} p_{x-y}(k) \log [p_{x-y}(k)]$
F_5 : Inverse difference moment	$\sum_{i_1=0}^{L-1} \sum_{i_2=0}^{L-1} \frac{1}{1+(i_1-i_2)^2} p(i_1, i_2)$	F_{12} : Information measure A of correlation	$\frac{HXY - HXY_1}{\max\{HX, HY\}}$
F_6 : Sum average	$\sum_{k=0}^{2(L-1)} k p_{x+y}(k)$	F_{13} : Information measure B of correlation	$(1 - \exp[-2(HXY_2 - HXY)])^{1/2}$
F_7 : Sum variance	$\sum_{k=0}^{2(L-1)} (k - F_6)^2 p_{x+y}(k)$	F_{14} : Maximal correlation coefficient	$\sqrt{\text{second largest eigenvalue of } Q}$

إن طريقة مصفوفة التشارك التي توفر قوة تمييزية كافية للمظاهر النسيجية المختلفة قد تم استخدامها على الدوام في الـ CBMIR[4-6]. لقد افترض Tsang et al [128] نظاماً لاسترجاع الصور اعتماداً على نسيج المناطق التشريحية العادية في دراسات CT على الصدر ومنطقة البطن عن طريق استخدام واصفات مصفوفات التشارك المحلية والعامية. لاستخلاص الخواص التي على المستوى العام، فقد تم أولاً تكوين ٢٠ مصفوفة تشارك للصور المجزئة لأربعة اتجاهات مختلفة (θ) في الوضع الأفقي تساوي ٠ درجة، و θ في الوضع الرأسي تساوي ٩٠ درجة، والوضعين المحوريين θ تساوي ٤٥ درجة و ١٣٥ درجة) وخمس إزاحات (d=1, 2, 3, 4, 5). بعد ذلك تم حساب ١٠ من خواص Haralick لكل واحدة من الـ ٢٠ مصفوفة الـ ٢٠ قيمة التي تم الحصول عليها لكل خاصية تم أخذ متوسطاتها وتسجيلها كمتجه خاصية معتمدة على القيمة المتوسطة للصورة المقابلة. بالنسبة لاستخلاص الخواص التي على المستوى المحلي (البكسل)، فإن تكوين مصفوفة التشارك كان يعتمد على وضع نافذة جوار حجمها ٥×٥ في خلال المنطقة المجزأة بدون وضع الاتجاه والإزاحة، مما يعني مصفوفة تشارك واحدة قد تم إنتاجها لكل بكسل بدلاً من كل اختيار لـ θ و d. ولذلك؛ فإنه لكل مصفوفة تشارك (لكل بكسل)، فإن نفس مجموعة خواص Haralick يتم حسابها. في المرجع [127] Raicu et al فإن الـ ١٠ خواص من خواص Haralick والـ ١١ واصف النسيجية المستخلصة عن طريق مصفوفات المدى الطولي [48, 125] كلها قد تم حسابها وتخزينها في قاموس نسيجي لتصنيف واسترجاع الصور الخاصة بالأنسجة والأعضاء البشرية بما في ذلك العمود الفقري، والقلب، والكليتين، والكبد، والطحال.

في المرجع [129] Orphanoudakis et al، تم حساب العديد من الواصفات النسيجية اعتماداً على طريقة مصفوفات تشارك رمادية مصاحبة لمناطق الاهتمام وتم استخدامها كصور مفتاحية واصفة للمحتويات في نظام الاسترجاع المسمى AttributeMatch لمسحات الرأس في صور الـMRI، مثل، استرجاع وتتبع صور مرض الزهايمر [130]. لقد اتضح أيضاً أن واصفات Haralick تكون فعالة في تمييز الخواص النسيجية الضمنية في صور الـCT ذات التحديدية العالية [82]. في [131] Felipe et al تم تطوير وسيلة للاستخلاص النسيجي تُسمى TextEx لفهرسة واسترجاع مسحات الـCT والـMRI بالاعتماد على ست واصفات تم استخلاصها باستخدام طريقة مصفوفات التشارك، تحديد الأنسجة المدعمة في المخ، والعمود الفقري، والقلب، والرئتين، والثدي، والسمنة، والعضلات، والكبد والعظام.

بجانب التطبيقات في الاسترجاع المعتمد على النسيج للـCT والـMRI، فإن طريقة مصفوفة التشارك تم استخدامها أيضاً في استرجاع صور الموجات فوق الصوتية التي تحتوي على العديد من المخططات النسيجية الحبيبية [132, 133]، وصور الثدي ذات الكتل الحميدة والخبيثة [134]، وصور اللسان ذات العديد من المخططات النسيجية عند مناطق جانبية مختلفة في جسم اللسان [114, 117, 121]، والصور الميكروسكوبية الجلدية ذات الهياكل النسيجية المختلفة المحددة لأمراض الجلد [100]. بالنسبة للاسترجاع النسيجي للصور الجلدية الملونة، فقد تم وضع نموذج تشاركي [135] لتكامل الخواص اللونية والنسيجية للاسترجاع الفعال للصور. لقد تم أولاً تحويل الفراغ اللوني الأصلي RGB إلى الفراغ اللوني HSV وتم وضعه على ١٩٢ مستوى (H: 6xS:4xV:8). بعد ذلك تم تشكيل مصفوفات تشارك ل ١٢ لوناً بالحجم ١٩٢×١٩٢ لأربعة اتجاهات مختلفة (0, $\pi/4$, $\pi/2$, $3\pi/4$) و ثلاث مسافات مختلفة (1, 3, 9). في النهاية، تم حساب الإحصائين (المتوسط والحيود المعياري) لأربع واصفات Haralick (التباين CONTRAST والطاقة ENerrGy والارتباط CORrelation والتبعثر أو الإنتروبي ENTropy) من كل مصفوفة لتكوين متجه الخواص النسيجية. [135] $\langle \mu_{CON}, \sigma_{CON}, \mu_{ENG}, \sigma_{ENG}, \mu_{COR}, \sigma_{COR}, \mu_{ENT}, \sigma_{ENT} \rangle$

لقد قرر كل من [43] Howarth et al و [88] Rahmann et al استخدام مجموعات من الصور الطبية من ImageCLEFmed ومن أطلس الصور الطبية على الشبكة الدولية، مثل أشعة إكس على الصدر مع القلب المكبر، والمناظر الأمامية للرأس عن طريق الـMRI، وصور الصدر الـCT ذات العقد الدقيقة، وصور الـCT على البطن مع الأوعية الدموية الكبدية، ومخططات الأوعية على الأورطي، والصور الميكروسكوبية لسرطان الدم، ومرض الزهايمر، وبكتريا التهاب السحايا، والآفات الجلدية، وإلخ. على العكس من الطرق المعروفة الأخرى، مثل خواص تامورا [47]، التي توفر خواص نسيجية ذات معنى بصري فقط، فإن طريقة مصفوفات التشارك تسمح بالكشف عن بعض الأوضاع غير الطبيعية في الصور الطبية، والتي تكون فوق الإدراك البشري من التعقيد وتكون بالتالي صعبة

التحديد عن طريق طرق الاستخلاص النسيجي الأخرى، كما أنها توفر معلومات قيمة عن الصور الطبية التي قد لا ترى بالعين البشرية [127]. في هذه الأنظمة للـ CBMIR فإن مجموعة جانبية من خواص Haralick يتم اختيارها في العادة وتهيئتها اعتماداً على بعض التجارب، وهذه الصور قد عرضت أفضل أداء بين الـ ١٤ خاصية كلها. من أكثر هذه الواصفات كفاءة والأكثر استخداماً في الـ CBMIR: الطاقة، والإنتروبي entropy، والتباين، ومعكوس عزم الفرق، والترابط، والحيود.

لقد تم في العادة تهيئة مرشحات جابور ككاشف قوي وفعال للحواف/الخطوط/الشرائط ذات الخواص الاتجاهية والقياسية المتغيرة، وفي العادة يتم استخدام إحصائياتها في الصورة أو في أجزاء منها (مناطق) لتمييز معلومات النسيج تحت الإعتبار بينما تحقق أقل عدم يقين ثنائي البعد متبادل في كل من النطاق المساحي والترددى [52]. حيث إن مرشحات جابور تسمح باختيار اتجاهات ومقاييس اختيارية، وبافتراض أن الصور النسيجية تكون في العادة مميزة بخواص اتجاهية وقياسية، فإن مرشحات جابور قد تم استخدامها أيضاً بكثرة لاستخلاص الخواص النسيجية من الصور للـ [51, 52, 136]. إن دالة مرشح جابور الثنائي البعد تكون دالة جيبية معدلة جاوسيا كما يلي:

$$g(x, y) = \left(\frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \right) \exp \left[-\frac{1}{2} \left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2} \right) + 2\pi j W_x \right] \quad \text{المعادلة رقم (٤.٢)}$$

حيث σ_x و σ_y هما الانحرافان المعياريان لشكل الغلاف الجاوسى في الاتجاهين x و y على التوالي، و W_x هي تردد التعديل للمرشح. بعد ذلك يتم توليد مجموعة من مرشحات جابور الذاتية التشابه عن طريق التحجيم أو التدرج (m) والاتجاه (n) :

$$g_{mn}(x, y) = a^{-m} g(x', y') \quad \text{المعادلة رقم (٤.٣)}$$

حيث $a > 1$ ، $x' = a^{-m}(x \cos \theta + y \sin \theta)$ و $y' = a^{-m}(-x \sin \theta + y \cos \theta)$ و $\theta = n\pi/K$ و $m=0, 1, \dots, S-1$ و $n=0, 1, \dots, K-1$ و S و K هما العدد الكلي للتدرجات والاتجاهات على التوالي. اعتماداً على مرشحات جابور التي تم الحصول عليها، وبمعلومية أي صورة $I(x, y)$ ، فإن تحويل جابور لهذه الصورة يكون كما يلي:

$$W_{mn}(x, y) = \int I(x, y) g_{mn}^*(x - x_1, y - y_1) dx_1 dy_1 \quad \text{المعادلة رقم (٤.٤)}$$

حيث الـ* يقصد به المقارن المركب complex conjugate. وعلى ذلك فالقيمة المتوسطة $\mu_m n$ والحيود المعياري σ_{mn} للمقدار $|W_{mn}|$ يكون متجه الخواص $\langle \mu_{00}, \sigma_{00}, \dots, \mu_{mn}, \sigma_{mn}, \dots, \mu_{S-1K-1}, \sigma_{S-1K-1} \rangle$ الذي يمثل الخواص النسيجية للصورة. هنا تم تقسيم الصورة إلى S من التدرجات و K من الاتجاهات عن طريق استخدام مرشحات جابور وبالتالي أصبحت جاهزة للفهرسة والاسترجاع المعتمد على النسيج.

لقد تمت تغطية تطبيقات مرشحات جابور؛ في الـ CBMIR في العديد من أصناف الصور الطبية مثل صور القلب بالـ [87] MRI و صور المسح الكبدي [137] CT و الصور النسيجية لـ ١٠ أعضاء [138]، والقناة الهضمية [95] وصور الثدي [134] ومجموعة كبيرة من الصور الطبية الأخرى [43, 122]. في [87] Glatarrd et al تم استخدام مجموعة من ٤٢ مرشحا من مرشحات جابور بعرض مجال زاوي ٣٠ درجة وعرض مجال ترددي مقداره واحد أوكتاف octave لحساب المتوسط والحيود المعياري لاستجابة المقدار لكل صورة MRI للقلب لاستخلاص متجهات الخواص لنسيج عضلة القلب، ودعم استعلامات الـ CBMIR مثل "معلومية شريحة رأسية واحدة، أوجد الشرائح المقابلة لأي لحظة زمنية خلال دورة قلبية واحدة (بالذات نهاية الانقباض القلبي أو نهاية الانبساط)". تكمن أساسيات الاسترجاع النسيجي لعضلة القلب في أن انضغاط عضلة القلب يتعلق بمدى نعومة نسيجها المعروض في الصورة: ١- مع زيادة انضغاط العضلة تزداد نعومتها النسيجية، و ٢- انضغاط العضلة يقابله نقص في حجمها؛ وبالتالي تتقارب أليافها [87].

لقد تم تقديم نظام CBMIR على صور الكبد المقطعية CT اعتماداً على مرشحات جابور في [137] Zhao et al، وهذا النظام يسمح باسترجاع الأنواع المختلفة من النتائج المقطعية والفعاليات مثل الاضمحلال المنخفض مع التسرب، والاستبقاء الدهني، وأنواع العقد الصغيرة المتعددة البؤرة. على الرغم من ذلك، فإن أمراض الكبد الحاملة للبقع أو الكتل والمناطق الغير طبيعية الأخرى تحتاج إلى إعادة تحديد يدوي قبل استخلاص خواص جابور. بالنسبة لاسترجاع الصور النسيجية العالية التحديد، وحيث أن الصور النسيجية تكون في العادة غير متجانسة فإنه يكون من الصعب استخدام خواص جابور العامة مباشرة لفهرسة الصور واسترجاعها. بدلا من ذلك فإن الصورة الأصلية يتم تقسيمها إلى صور جانبية أو بلوكات، على افتراض أن النماذج النسيجية داخل البلوك تكون متجانسة. بعد ذلك يتم استخدام مرشحات جابور لاستخلاص الخواص النسيجية لهذه البلوكات أو النماذج. في النهاية، فإن أي صورة نسيجية يُمكن تمثيلها بعدد محدد من متجهات الخواص، كل واحد منها يقابل أحد البلوكات [95, 138]. في [95] Lam et al تم استخدام عدد ١٥ خاصة من خواص جابور شبه الناعمة اعتماداً على نافذة حجمها 64×64 لاسترجاع صور نسيجية من ستة صور لأعضاء القناة الهضمية. بالنسبة لنظام الـ CBMIR المقدم في Zhao et al [138]، كان هناك ١٨ مرشح جابور لثلاثة تدرجات وستة اتجاهات تم حسابها كخواص نسيجية لفهرسة

واسترجاع الصور النسيجية من ١٠ أصناف من الأعضاء: غدة الأدرينالين، والقلب، والكلى، والكبد، والرئة، والبنكرياس، والطحال، والخصية، والغدة الدرقية، والرحم.

لقد تمت تهيئة خواص جابور أيضاً للـ CBMIR العامة، بمعنى، استرجاع الصور الطبية المكتسبة من أنظمة التصوير المختلفة. لقد بحث Muller et al [122] إمكانية استخدام بانك أو مجموعة من مرشحات جابور الحقيقية والمتماثلة دائرياً مع ثلاث تدريجات وأربعة اتجاهات لاسترجاع صور طبية متغيرة من مجموعة ملفات تدريس CasImage الـ ١٢٠ مرشحاً من مرشحات جابور الناتجة أوضحت أنها تعطي تغطية جيدة للنطاق الترددي وتداخلاً ضئيلاً بين المرشحات. على الرغم من ذلك، فإن أداء خواص جابور لم تتم مقارنته حتى الآن مع الخواص الأخرى، مثل هذه التي تعتمد على مصفوفات التشارك أو المرشحات الموجية. دراسة أخرى على الـ CBMIR العامة [43] قد خلصت إلى أن بانك من مرشحات جابور بتدريجين وأربعة اتجاهات يعطي أحسن أداء لاسترجاع الصور الطبية المتغيرة من مجموعة ImageCLEFmed.

(٤،٣) استرجاع الصور الطبية المعتمد على المحتويات باستخدام المرشحات الهندسية المساحية

(٤،٣،١) الاسترجاع المعتمد على الشكل

إن الأشكال الموجودة في الصور الطبية تعبر عن خواص مختلفة لأجزاء تشريحية مختلفة. بعضها له أشكال يُمكن تمييزها، مثل المخ، والقلب، والرئتين، والكليتين، والعديد من أشكال العظام، بينما الأشكال الأخرى من الممكن أن تكون غير مميزة أو عشوائية مثل التقرحات والأنسجة. يُمكن للعمليات المرضية أن تؤثر على الشكل الهيكلي للأعضاء وتتسبب في حيود في شكلها عن الشكل المعروف أو المتوقع. حتى الأشياء غير الطبيعية تميل إلى الاختلاف في أشكالها في الحالة الحميدة عن الأشكال في الحالة الخبيثة [15]. بالإضافة لذلك؛ فإن الأشكال يُمكنها أن تخضع للتشوهات مع مرور الزمن، ومع تقدم الحالة المرضية، أو من مريض لآخر. لذلك فإن المعلومات الشكلية أصبحت واحدة من أهم المعايير وأكثرها فعالية في تمييز العديد من الأمراض التي يُمكن تمييزها عن طريق خبراء الطب. إن استرجاع الصور الطبية عن طريق الخواص الشكلية أصبح واعداً للكشف السريع عن نفس المنطقة التشريحية لنفس المرض ومن الممكن أن يكون مفيداً في دعم تشخيص أمراض معينة. لقد تم تطوير العديد من طرق الـ CBIR المعتمدة على الخواص الشكلية التي تعرض مميزات شكلية مختلفة كما تم ذكره في الجزء (٤.١.٢). بعض من هذه الطرق تبدو مناسبة تماماً مع تطبيقات الـ CBMIR، بينما تم افتراض العديد من الطرق الجديدة للأشكال الخاصة الشائعة في قواعد البيانات في بعض الدراسات الطبية المحددة.

تمثل واصفات فوريير Fourier descriptors, FDs المعروفة جيداً الشكل في المجال الترددي باستخدام تحويل فوريير ويُمكن استخدامها لتصنيف الأشكال المختلفة. إن واصفات فوريير ذات الترددات المنخفضة تحتوي معلومات عن الشكل العام، بينما تحتوي الترددات العالية على المعلومات عن التفاصيل الدقيقة في الشكل [62]. من أشهر أشكال التعبير عن الشكل المحيطي (ثنائي البعد 2D) من الممكن أن تكون تتابعاً مقفلاً من عدد N من النقاط أو البكسلات المتتابة على المحيط (x_i, y_i) ، حيث $i=1, 2, \dots, N-1$. ثلاثة من أهم التوقعات للمحيط يُمكن تحديدها كما يلي: ١- الانحناء، و ٢- مسافة مركزية، و ٣- دوال محورية مركبة.

يُمكن تحديد دالة الانحناء عند النقطة i على المحيط على أنها معدل التغير في اتجاه المماس للمحيط: $C_i = d\theta_i/d_i$ ، حيث θ_i هي دالة الدوران للمحيط، بمعنى، $\theta_i = \arctan\left(\frac{y'_i}{x'_i}\right)$ ، حيث هنا $x'_i = dx_i/d_i$ و $y'_i = dy_i/d_i$. دالة المسافة المركزية تعبر عن مسافة النقط المحيطية عن المركز (x_c, y_c) للشكل: $R_i = [(x_i - x_c)^2 + (y_i - y_c)^2]^{1/2}$. ويُمكن الحصول على دالة المحاور المركبة ببساطة عن طريق التعبير عن محاور النقط المحيطية كأرقام مركبة: $Z_i = (x_i - x_c) + j(y_i - y_c)$. من خلال تحويل فوريير لهذه الدوال الثلاث، يُمكن توليد ثلاث مجاميع من المعاملات المركبة (بمعنى FDs). لكي نحقق الثبات الدوراني (حيث إن التشفير المحيطي لا يتعلق باختيار النقطة المرجعية)، فإن مقدار هذه المعاملات المركبة فقط هو الذي سيستخدم، وسيتم إهمال المركبات الزاوية. يتم تحقيق الثبات التدريجي عن طريق قسمة مقادير المعاملات على مقادير واصف جيب التمام المتقطع DC discrete cosine، أو أول معامل ترددي لا يساوي الصفر. يُمكن الحصول على الثبات الانتقالي مباشرة من تمثيل المحيط [13, 62]. معاملات الـ FDs للانحناء يُمكن التعبير عنها كما يلي:

$$\text{المعادلة رقم (٤.٥)} \quad FD_c = [|F_1|, |F_2|, \dots, |F_{M/2}|]$$

وستكون الـ FDs للمسافة المركزية كما يلي:

$$\text{المعادلة رقم (٤.٦)} \quad FD_R = \left[\frac{|F_1|}{|F_0|}, \frac{|F_2|}{|F_0|}, \dots, \frac{|F_{M/2}|}{|F_0|} \right]$$

حيث F_i تعبر عن المركبة i في تحويل فوريير. يُمكن كتابة الـ FDs للمحاور المركبة كما يلي:

$$\text{المعادلة رقم (٤.٧)} \quad FD_Z = \left[\frac{|F_{\frac{M}{2}-1}|}{|F_1|}, \frac{|F_{-1}|}{|F_1|}, \frac{|F_2|}{|F_1|}, \dots, \frac{|F_{M/2}|}{|F_1|} \right]$$

حيث F_1 هي أول مركبة ترددية لا تساوي الصفر تستخدم لتطبيع معاملات التحويل. لقد أوضحت دراسة [139] Antani et al طريقة الاسترجاع المعتمدة على الـFD يُمكنها أن تحقق أداء أفضل لصور أشعة إكس على العمود الفقري مع شكل الفقرات، ولقد أوضحت هذه الدراسة أيضاً بفاعلية الأمراض المختلفة المحددة عن طريق الخبراء الطبيين على أنها متوافقة وموجودة في مجموعة الصور. إن أشكال سرطان عنق الرحم والفقرات القطنية تم تقسيمها أولاً من صور أشعة إكس الرقمية على العمود الفقري، وكل شكل تم إجماله في نموذج من 9 نقاط معلمة عن طريق خبير الأشعة الذي يستخدم بكثرة من قبل مجتمعات القياسات الشكلية للفقرات. لقد تمت زيادة كثافة النقاط التسع إلى 36 نقطة عن طريق الاستيفاء الخطي. الأشكال الكثيفة الناتجة لمحيط الفقرات المقسمة يُمكن استخدامها لاستخلاص واصفات فورير على أنها سمات للشكل. إن طبيعة صور أشعة إكس في اللون الرمادي، تعطي القليل بدلالة النسيج التشريحي تحت الاهتمام، مما يجعل ذلك مجالاً تطبيقياً مثالياً للـCBMIR عن طريق الـFDs.

لقد عرض [82] Brodley et al نظام CBMIR لصور الـHRCT في الرئة، والذي تم فيه استخلاص الـFDs من مناطق مختلفة حاملة للمرض pathology bearing regions, PBRs وذلك لسبعة أمراض مختلفة: انتفاخ الرئة المركزي، وانتفاخ مجاور للحجاب الحاجز، و الساركويد sarcoid، والرشاشات الغازية، وتوسع القصبات، و الورم الحبيبي اليوزيني، و التليف الرئوي المجهول السبب وكل هذه الأمراض تم تحديدها عن طريق خبير الأشعة. لقد أثبتت السمات الموضوعية للأشكال باستخدام الـFDs بأنها تحسن بصورة ملموسة الأداء الاسترجاعي في مجال صور الـHRCT للرئة بصورة عامة. الاسترجاع المعتمد على الشكل عن طريق الـFDs ثبت أيضاً أنه يُمكن أن تكون أداة فعالة للصور المرضية بحيث يُمكن به مساعدة الطبيب في التشخيصات المختلفة للاضطرابات الليمفاوية [140]. الأشكال النوية (لها شكل النواة) المختلفة المقسمة من صور الكريات البيضاء الأصلية تم تمييزها من خلال الـFDs واستخدامها للاسترجاع الفعال للأنواع المختلفة من الكريات البيضاء (المتعادلة المجال band neutrophils، والخلايا الليمفاوية، والخلايا الأحادية، ونويات الكرات البيضاء)، بالإضافة إلى ثلاث إعاقات: سرطان الدم الليمفاوي المزمن، و سرطان الغدد الليمفاوية، و سرطان الغدد الليمفاوية العباثي [140].

نذكر من خواص الـFDs، أن الـFDs في الترددات المنخفضة تصف الخواص العامة للشكل، بينما الـFDs في الترددات المرتفعة فتعكس تفاصيل الشكل، بمعنى، أن الـFDs ستكون أكبر إذا كان الشكل أكثر تعقيداً وخشونة. من الواضح أن الـFDs ستكون مثالية في المساعدة في أداء الاسترجاع على صور أشعة الثدي وستتميز بدقة بين الأورام الحبيثة والأورام الحميدة نتيجة الملاحظات التالية: الكتل الحميدة تكون في العادة مستديرة ومفصصة في مظهرها ومحاطة جيداً بمحيط ناعم. الأورام الحبيثة على الجانب الآخر تكون في العادة ذات شكل خشن، ومحيط غير

منتظم، بما في ذلك الفصوص الصغيرة والشويكات والتقعرات [141, 142]. لقد قام Rangayyan et al [141] بالبحث في استخدام واصفات شكلية مختلفة مثل الـ FDs، والاكنتاز، وعزوم الثبات، ومقياس الحدة، وإحصائيات الأوتار الطولية للتمييز بين أورام الثدي الحميدة والخبيثة. لقد أوضحت النتائج أن طريقة الـ FD قد أعطت دقة أعلى للتمييز بين المحيطات المتقطعة أو المتصلة، في حين أعطت دقة أقل من مقياس الحدة للتمييز بين الأورام الخبيثة والحميدة. على العموم، فقد حقق مقياس الحدة أفضل أداء في تمييز واسترجاع سرطان الثدي. كما هو موضح في Rangayyan et al [141] و [134] Rangayyan and Elkadiki فإن مقياس الحدة يعتبر واصفاً لهذه الحدة أو تغير الكثافة خلال نطاق معين ويُمكن الحصول عليها أولاً بحساب مجموع الفروق $d(j)$ خلال العمودي حتى كل نقطة على المحيط $j=0, 1, \dots, N-1$ ، حيث N هي عدد النقط المحيطية لهذه المنطقة:

$$d(j) = \sum_{i=1}^{n_j} \frac{f(i) - b(i)}{2i} \quad \text{المعادلة رقم (٤.٨)}$$

حيث هنا كل من $f(i)$ و $b(i)$ هما بكسلات خلال العمودي في داخل وخارج المنطقة على التوالي، و $i=1, 2, \dots, n_j$ حيث n_j هي عدد أزواج البكسلات خلال العمودي المستخدمة لحساب الفروق للبكسل رقم j وهي محددة بقيمة عظمى محددة مسبقاً n_{max} . وعلى ذلك يُمكن استنتاج مقياس الحدة A عن طريق تطبيع $d(j)$ على البكسلات المحيطية:

$$A = \frac{1}{d_{max}} \left[\frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} \frac{d^2(j)}{n_j} \right]^{1/2} \quad \text{المعادلة رقم (٤.٩)}$$

حيث d_{max} هي معامل تطبيع يعتمد على أكبر مدى للمستوى الرمادي و n_{max} مثلها مثل A تكون في المدى صفر حتى 1. في [141] Rangayyan et al، تم استخدام مقياس الحدة كواصف لشدة الحواف، أو انتشار سرطان الثدي أو الكتل السرطانية في المناطق المحيطة، حيث توضح القيم المنخفضة الأورام الخبيثة، بينما القيم المرتفعة تعني الكتل الحميدة.

على العكس من الـ FDs ومقياس الحدة، فإن العزوم الثابتة يُمكن حسابها من محيطات المناطق أو من صور الظل أو الخيال. الأولى تكون أكثر حساسية لتفاصيل الحواف ذات الترددات العالية، بينما الثانية تكون أقل حساسية للوضوء وتكون مؤشراً على الشكل الكلي [141]. إن العزوم المركزي μ_{pq} ذا الرتبة $(p+q)$ والثنائي الأبعاد، والذي له دالة توزيع للكثافة $f(x,y)$ يُمكن استنتاجها كما يلي:

المعادلة رقم (٤.١٠)
$$\mu_{pq} = \sum_x \sum_y (x - x_c)^p (y - y_c)^q f(x, y)$$

حيث (x_c, y_c) هي مركز المنطقة، وتم إجراء المجموع على كل البكسلات في محيط المنطقة. يُمكن بالتالي تطبيع العزوم المركزي للثبات التدريجي: $\eta_{pq} = \mu_{pq} / \mu_{00}^r$ ، حيث $r = (p+q+2)/2$. يُمكن الحصول على مجموعة من سبعة عزوم مركزية ذات درجات منخفضة ثابتة للنقل والدوران والتدريج كما يلي [144, 145]:

$$\begin{aligned} M_1 &= \eta_{20} + \eta_{02} \\ M_2 &= (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \\ M_3 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \\ M_4 &= (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \\ M_5 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} \\ &\quad + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 \\ &\quad - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ &\quad + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} \\ &\quad + \eta_{03})[3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 \\ &\quad - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ M_6 &= (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 \\ &\quad - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ &\quad + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} \\ &\quad + \eta_{03}) \\ M_7 &= (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} \\ &\quad + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 \end{aligned}$$

المعادلة رقم (٤.١١)

لقد تم تهيئة الثبات العزومي لاسترجاع صور الـ HRCT في الرئة [82] وصور أشعة الثدي [134]. لقد أوضحت الدراسة التقييمية التي قام بها [134] Alto et al أن الاسترجاع الشكلي عن طريق الثبات العزومي يُمكن استخدامه لتصنيف أورام الثدي والحصول على أداء مكافئ لـ FDs. لقد تم تطوير نظام للاسترجاع الشكلي للصور الحرارية الطبية عن طريق [146] Zhu and Schaefer باستخدام مجموعة من الاندماجات بين العزوم الثابتة كما يلي:

المعادلة رقم (٤.١٢)
$$\beta_1 = \frac{\sqrt{M_2}}{M_1}, \quad \beta_2 = \frac{M_3 \mu_{00}}{M_1 M_2}, \quad \beta_3 = \frac{M_4}{M_3}$$

$$\beta_4 = \frac{\sqrt{M_5}}{M_4}, \quad \beta_5 = \frac{M_6}{M_1 M_4}, \quad \beta_6 = \frac{M_7}{M_5}$$

لقد اتضح أن مثل هذا الاندماج قد حقق ثباتا ليس فقط في الانتقال، والدوران، والتدريج، ولكن أيضاً في التباين [147]. كل صورة حرارية يتم بعد ذلك تمييزها بالستة عزوم الثبات الموضحة في المعادلة (٤، ١٢): $\phi = [\beta_1, \beta_2, \beta_3, \beta_4, \beta_5, \beta_6]$. يتم أداء استرجاع الصور عن طريق البحث عن هذه الصور التي تكون عزوم الثبات لها أقرب ما يكون للتي تم حسابها للصورة التي يتم الاستعلام عنها، ولقد أوضحت النتائج أن هذه الطريقة أكثر قوة للصور الحرارية للأذرع، والرقبة، وأسفل الظهر، والمنظر الظهري، والأرجل [146, 148].

الطرق الأخرى المستخدمة في الاسترجاع المعتمد على الشكل والمستخدم في الـ CBMIR تشتمل على ما يلي:

- طريقة استرجاع صور الرنين المغناطيسي للقلب اعتماداً على دالة دوران بسيطة [149]
- استرجاع صور الأوعية الدموية والرنين المغناطيسي باستخدام خواص الكتلة/التمركز/التشتت [150]
- استرجاع صور مخططات الأشعة للأسنان باستخدام طريقة العناصر المحددة finite element method, FEM وطريقة التحليل الخاصة [151].
- استرجاع صور أشعة الثدي باستخدام طريقة عزوم زيرنيك [152] Zernike، والخواص الشكلية للبحث السريع عن أشكال الأورام [153].
- استرجاع الصور المرضية اعتماداً على تطابق المناطق التكاملية [154] integrated region matching, IRM.
- استرجاع صور الرنين المغناطيسي الوظيفي لمسحات المخ باستخدام خواص الدوائر المتحددة المركز concentric circles, CC المستخلصة من تحليلات الموجات لمنطقة الاهتمام [81] ROI.
- استرجاع الصور الطبية المتغيرة باستخدام واصفات الـ MPEG-7 للشكل المحيطي [155]، وكاشف النقاط البارزة [156]، وطريقة الانحراف الزمني الديناميكي الأمثل [157] dynamic time warping, DTW، ونموذج القشرة المحدبة [158]، وطريقة التشابه الفيضاني [159].

(٤، ٣، ٢) الاسترجاع عن طريق الخواص الحجمية الثلاثية الأبعاد

معظم الصور الطبية تلتقط التشريح البشري الثلاثي الأبعاد. يمكن استخدام الصور الطبية الثلاثية الأبعاد في الفحص غير التدميري للجسم وأجزائه داخليا وخارجيا (الفيفو والفيترود)، وفي دعم التنفيذ وعرض التدخلات وتحقيق قياسات كمية لتحديد ما إذا كان هناك شيء غير طبيعي عن طريق المقارنة مع الأحوال الطبيعية في التخطيط للتشخيص والعلاج [1, 3, 160]. على الرغم من ذلك، فإن استخلاص الخواص والاسترجاع من الصور الطبية الثلاثية الأبعاد في معظم أنظمة الـ CBMIR مازالت تتم بالاعتماد على الشرائح الثنائية الأبعاد، ببساطة يتم اتباع طريقة الاسترجاع التحويلية في النطاق ثنائي الأبعاد مع الابتعاد عن الصورة الثلاثية الأبعاد الأصلية. إنه من المعتقد

أنه يُمكن تحقيق CBMIR أدق، مع قوة تمييزية أعلى، إذا استعملنا كل المعلومات المتاحة في النطاق المساحي الثلاثي الأبعاد عن طريق تحقيق الاسترجاع من هذه الصور الطبية اعتماداً على الخواص الحجمية الثلاثية الأبعاد [161].

لقد افترض Liu et al [162] طريقة للـ CBMIR معتمدة على خواص المستوى السهمي الأوسط midsagittal plane, iMS P الثلاثي الأبعاد لاسترجاع الصور العصبية للنزيف الدموي، والاحتشاء البسيط (السكتة الدماغية)، والمخ الطبيعي. من الملاحظات الأساسية للتصوير العصبي الإشعاعي أن المخ البشري الطبيعي لديه تقريبا تشابه ثنائي يكون غائبا أو مفقودا في المخ المريض. بمعلومية هذه الملاحظة، فقد تم تصميم كاشف لهذا التشابه الثنائي للاستخلاص الآلي للـ iMSP، وهو مستوى تخيلي يتم حوله التقاط هيكل تشريحي ثلاثي الأبعاد في صورة للمخ تعرض أعلى تشابه ثنائي [163]. الفكرة الأساسية هي إيجاد أين من المفترض أن يكون الـ MSP لأي صورة للمخ ثلاثية الأبعاد، وبالذات بالنسبة للمخ المريض، تكون في العادة مشوهة (مزاحة جوبها انثناء) نتيجة إصابات كبيرة. لذلك فإنه من الممكن التحديد الآلي والاسترجاع لبعض الإصابات (مثل النزيف، والسكتة الدماغية، والأورام) عن طريق الكشف عن المناطق غير المتناظرة بالنسبة للـ iMS P الذي تم استخلاصه.

بعد محاذاة الـ iMSP في وسط كل صورة حجمية ثلاثية البعد، يتم استنتاج حزمة من الشرائح المقطعية الثنائية البعد وقتيا كوحدة صور أساسية، ومن هذه الحزمة يتم حساب ثلاثة أنواع من خواص عدم التناسق لتحديد فرق التوزيع الإحصائي لعدم التناسقات المختلفة للمخ: ١- خواص إحصائية عامة، ٢- قياس عدم التناسق النصفي والربيعي للمخ، ٣- خواص عدم التناسق الموضوعي المعتمد على المنطقة. يتم حساب هذه الخواص من:

- وحدة الصورة الأصلية مع محاذات الـ iMSP
- الصورة الفرقية بين الصورة الأصلية وانعكاس المرآة لها بالنسبة للـ iMSP
- صورة التشبع الفرقية
- الصورة الأصلية المحتجة بصورة حد التشبع الثنائية

لكل وحدة صورة يتم تكوين متجه خواص من ٤٨ خاصية لهذه الصورة بما في ذلك، المتوسطات، والتباينات، والانحدارات في اتجاه X واتجاه Y لصور الكثافة عند مناطق مختلفة وعند تسويات جاوسية مختلفة، والتدرج، والتشبع [162].

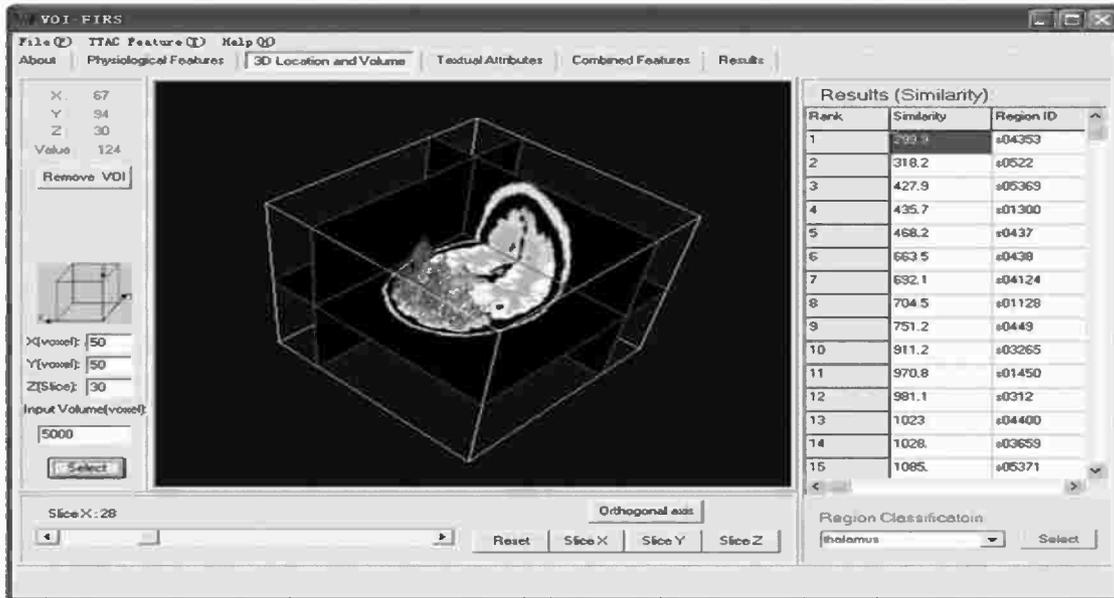
هذه الطريقة للاسترجاع، على الرغم من أنها تأخذ بمميزات خواص الـ iMS P الثلاثي الأبعاد، فإنها تحقق الاستعلام العام والتواصل مع كل صور الشرائح ثنائية البعد، بدلا من الاسترجاع الموضوعي المعتمد على التقسيم الثلاثي الأبعاد للإصابات. حيث إن الصور الطبية الثلاثية الأبعاد يتم التقاطها من أنظمة مختلفة في مستشفيات مختلفة فإن كل صورة مخطط أشعة للأعصاب ثلاثية البعد يُمكن أن تبدأ وتنتهي عند أجزاء مختلفة من المخ بزوايا مختلفة أو

من خلال محاور مختلفة. إن هذا يتطلب أن تكون بيانات مجموعات الصور الثلاثية الأبعاد جيدة التسجيل والتجزئ قبل استخدام طرق الـ CBMIR المتاحة مباشرة في أي نتائج ذات معنى [164-166].

لقد اقترح [166] Guimond and Subsol طريقة استرجاع معتمدة على المحتويات لصور المخ الثلاثية البعد بالرنين المغناطيسي مع اختيار المستخدم لهيكل تشريحي ثلاثي البعد يحدد على أنه حجم الاهتمام volume of interest, VOI في أي صورة مرجعية. لقد تم تحويل عملية الاسترجاع إلى عملية تسجيل مشوهة باستخدام الانتقال من العام للموضعي متبوعاً بمجموعة من تحويلات الشكل الحر للحصول على أفضل توافق بين الحجم المهم VOI المحدد بالمستخدم والصور الثلاثية الأبعاد في قاعدة البيانات، وتم استخدام علاقة كمقياس للاختلافات الشكلية. وعلى ذلك، فإن طريقة الاسترجاع هذه تعتمد على تحديد الـ VOI على أنه منطقة موضعية بسيطة في الصورة، بدلا من المنطقة المجزأة.

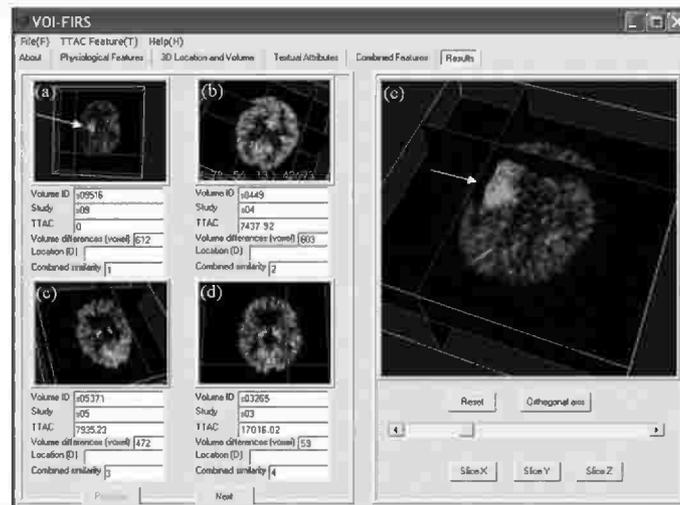
لقد اقترح [167] Megalooikononou et al طريقة للـ CBMIR لصور الرنين المغناطيسي الوظيفي 3D fMRI وذلك باستخدام خواص الكرات المتمركزة الثلاثية الأبعاد المستخلصة من الـ VOIs المريضة، حيث إن الأورام أو الإصابات في الصور الطبية يتم افتراضها في العادة على أنها مناطق متجانسة للتبسيط فإن الـ VOIs المشككة من فوكسلات لها نفس القيمة يتم تجزئها أولاً، ويتبع ذلك عملية استخلاص للخواص مكونة من ثلاث خطوات لهذه الـ VOIs. في الخطوة الأولى، يتم حساب مركز الكتلة V لهذه الـ VOI. في الخطوة الثانية، يتم استخدام V كمركز ثم يتم إنشاء تتابع من $1, \dots, k$ من الكرات المتمركزة في النطاق الثلاثي الأبعاد مع الزيادة المنتظمة لأنصاف أقطار هذه الكرات. في الخطوة الأخيرة، يتم إنشاء متجهات الخواص لكل كرة F_s و F_r ، التي تمثل الجزء من الكرة المشغول بالـ VOI والجزء من الـ VOI المشغول بهذه الكرة على التوالي. متجهات الخواص للكرات المتمركزة الثلاثية الأبعاد التي تم الحصول عليها قد حولت في الحقيقة كل الـ VOI إلى نقطة معينة في الفراغ ذي الأبعاد k . لإسقاط متجه الخواص إلى فراغ ذي أبعاد أقل، فإنه يُمكن استخدام التحويل المعروف جيداً Karhunen-Loeve, KL أو طريقة تحليل القيم الأحادية singular value decomposition, SVD المرتبطة ارتباطاً وثيقاً. بالإضافة لذلك، فإنه لأي مجموعة تدريبية وفصائل من الـ VOIs، فإنه يُمكن إجراء بعض التجارب كعملية تصنيف مثالية للحصول على قيمة مناسبة لكل زيادة لنصف القطر للكرات المتمركزة [167, 81]. في [161] Kim et al تم افتراض طريقة استرجاع ثلاثية الأبعاد معتمدة على الـ VOI لصور المخ الديناميكية المتعددة الأبعاد PET وتم تكاملها في نموذج أولي لنظام استرجاع الصور الوظيفية المعتمد على الـ VOI، VOI-FIRS. لكل مجموعة بيانات ديناميكية خاصة بصورة معينة، يتم تجزئ الـ VOIs التي تحتوي على الخواص الفسيولوجية المختلفة المتعلقة باستهلاك الجلوكوز الدماغية في هذه المنطقة اعتماداً على عملية التصنيف المعتمدة على النطاق المعرفي، وبعد ذلك يتم استخلاص مجموعة من الخواص الوظيفية الفسيولوجية للـ VOI (يُمكن الرجوع لتفاصيل أكثر في الجزء ٤.٥). بالنسبة لاستخلاص الخواص البصرية للـ VOI، فقد تم اعتماد

خطوات قياسية لتحويل الإسقاط السطحي الجسم الثلاثي الأبعاد في حزمة البرمجيات [168] NEUROSTAT [170] لتقطيع الصورة الثلاثية الأبعاد إلى أطلس مجسم قياسي عن طريق التدرج الخطي للصورة إلى الأحجام المخية الصحيحة المنفردة والتغيير غير الخطي لتقليل التغيرات التشريحية الموضعية. بعد ذلك تم إنشاء مجموعة من الملفات المكتبية للتحويلات لصور ال PET الديناميكية وتم تطبيقها على نتائج التجزئ المقابلة لتعديل الصور المجزئة إلى نفس إطار الصورة القياسي. بعد ذلك، يتم تقدير العزوم المركزي لكل VOI والحجم المقابل له (بمعنى، العدد الكلي للفوكسلات في ال VOI) وفهرسته في قاعدة البيانات. يمكن استرجاع الخواص الحجمية لل VOI عن طريق قياس الفرق المطلق بين الحجمين. في قياس التشابه لموضع ال VOI، فإن أطياف زوبل [171] Zupal phantom يتم تحويلها إلى نظام المحاور القياسي، كما هو الحال مع صور ال PET الديناميكية. لقد تم قياس تشابه موضع ال VOI اعتماداً على المسافة الثلاثية الأبعاد في النطاق المساحي (بالفوكسل) بين النقطة المحددة عن طريق المستخدم من أطلس زوبل ومراكز ال VOIs المفهرسة في قاعدة البيانات. إن مقدرة الأطباء في التعبير عن احتياجاتهم البحثية وأن يتجولوا بدقة خلال نتائج هذه الأبحاث يعتبر مهماً جداً في ال [172] CBMIR، خاصة في استرجاع الصور الطبية المتعددة الأبعاد عن طريق الخواص الحجمية. لقد أوضح [161] kim et al أن ال VOI-FIRS كان مسئولاً عن التفاعل مع المستخدم في عملية الاسترجاع. كواحدة من أهم وظائف الواجهة لمكونات الاستعلام، فإن واجهة المستخدم البصرية عن "الاستعلام عن الخواص البصرية لل VOI" الموضحة في الشكل رقم (٤،٤) يُمكنها أن تدعم اختيار المستخدم لموضع ال VOI من طيف زوبل الذي تم استخدامه كأطلس قياسي للمخ (النافذة الوسطى في الشكل).



الشكل رقم (٤،٤) واجهة المستخدم المرئية GUI "للاستعلام عن الخواص البصرية لل VOI" ممثلة عن طريق السطح المقابل لاختيار المستخدم "فصوص الجبهة prefrontal lobes" في شرائح زوبل المتعامدة [161].

يسمح للمستخدم أن يتجول في الفراغ المرئي الثلاثي الأبعاد (دوران، وتدريج، وتحويل) وأن يغير مستويات الرؤية إلى السهمي، والإكيلي، والشرائح المحورية؛ مما يحقق كل من المناظر العادية والثلاثية البعد المتعامدة. يُمكن بدء خواص الموضع عن طريق اختيار نقطة إما على شبح زوبل في منطقة عرض المركز (يتم وضع محاور الفوكسيل عددياً من خلال لوحة إدخال على اليسار) وإما على هيكل زوبل في أسفل اليمين. يُمكن أيضاً وضع حجم الـ VOI عددياً، وهذه تعمل باستقلالية عن خواص الموضع. إن واجهة العرض على المستخدم لنافذة/مجلد الخرج لعرض النتائج المسترجعة موضحة في الشكل رقم (٤.٥). كل صورة مصغرة ناتجة في الجزء الأيسر كما في الشكل رقم (٤.٥أ) تعرض منطقة نشطة، بدلا من مؤشر للصورة، ويُمكن التجول الفردي خلال هذه الصور في مستويات متعامدة. مؤشرات التشابه من كل الـ VOIs المسترجعة يتم تدوينها أسفل كل صورة. يُمكن تكبير كل واحدة من الصور المسترجعة وعرض سطح الـ VOI، كما هو موضح في منطقة العرض اليمنى في الشكل رقم (٤.٥ج). إن نتائج التجزئ التي تم استخلاص الخواص منها يُمكن استرجاعها أيضاً من قاعدة البيانات بغرض فحص الـ VOIs المجزأة. في هذا المثال، تم تشكيل استعمال مجمع للبحث عن صور لها سلوك وظيفي ديناميكي متشابه وحجم ظاهري في حالة ورم مخي خبيث. لقد تم تشكيل الاستعمال ليشتمل على منحنى حركي كخواص وظيفية مستنتجة من VOI ورمية موجودة في قاعدة البيانات، وهذه الـ VOI مكونة من ٢٠٠٠ فوكسيل كمعامل حجمي، مع أوزان متساوية مطبقة على كل من الخاصيتين المختارتين. النتيجة التيفي أعلى الترتيب الموضح في الشكل رقم (٤.٥أ) والتي تم تكبيرها في الشكل رقم (٤.٥ج) مع عرض سطح الـ VOI كانت لحالة دراسية لمريض لديه ورم بارز (موضح بالأسهم). توضح هذه النتيجة أن الاستعمال قد حدد بنجاح الـ VOIs التي لها سلوك حركي عال وحجم محدد عن طريق المستخدم، والتي تتوافق مع مؤشرات التشابه لخواص الاستعمال الموضحة أسفل الصور [161].



الشكل رقم (٤،٥) واجهة العرض على المستخدم لنتائج الاستعمال في الـ VOI-FIRS[161].

(٣، ٣، ٤) الاسترجاع عن طريق العلاقات المساحية

تعتبر العلاقات المساحية جزءاً مهماً من أجزاء المعرفة الطبية، حيث إن النموذج العقلي للطبيب عن المريض يشتمل على فهم ليس فقط الشكل، ولا الحجم ولا الحدود للأعضاء أو الإصابات، ولكن أيضاً الامتداد المساحي المتعلق بالهياكل المجاورة في جسم الإنسان، لذلك فالطب يعتمد بشكل حاسم على معرفة أين تقع هياكل الجسم ومواقعهم بالنسبة للهياكل الأخرى [173, 174]. على فرض أنه تم تحديد أي شذوذ أو حيود عن الطبيعية على أنه الانحرافات المجرىة عن النماذج التشريحية، فإن العلاقات المساحية لهياكل الجسم تكون حاسمة في التشخيص، والتنبؤ، وفي ميكانيكا الأمراض البشرية. فمثلاً، المحتويات المساحية بدلالة العلاقات في العلاج الجراحي أو الإشعاعي لأورام المخ يكون حاسماً جداً، نتيجة أن الموضع والهياكل المجاورة ذات العلاقة بالورم يكون لها آثار عميقة على القرار العلاجي [175]. الخواص ذات المستوى المنخفض لا تستطيع في العادة أن تصف هذه الحوارات المعقدة. لذلك فقد تم نمذجة العديد من العلاقات المساحية واستخدامها كخواص محتويات في الـ CBMIR لدعم استعلامات الصور المركبة مثل "إيجاد كل حالات الصور التي تدل على غزو ورماً الغدة في الجيوب الأنفية الوندية" [173] و "استرجاع كل الصور التي بها ورم خطير على الرئة اليسرى يكاد يلامس ورم آخر" [176]، كما أنه سيساعد الطبيب في فهم وتكامل العلاقات المركبة بين أعراض المرضى، وخواص الصور التشخيصية، وعلوم الأمراض الكامنة [174, 176-179].

لقد تم إنشاء نظام CBMIR في [177] Petrakis للتصوير بالرنين المغناطيسي وصور الأشعة المقطعية بالحاسب اعتماداً على الـ ARGs (انظر الجزء ٤.١.٢.٤) والذي يمثل خواص لأهداف (مناطق) معينة والعلاقات بينهم في أي واصف للـ ARG، يتم تمثيل الأهداف على هيئة عقد في المخطط، والعلاقات بين الأهداف يتم تمثيلها بأقواس بين هذه العقد. كل من العقد والأقواس يتم وصفها بقيم مميزة لخواص الأهداف وخواص هذه العلاقات على التوالي. الأهداف المنفردة يتم وصفها بأربع صفات كالتالي:

- الحجم (s): يتم حسابه على أنه حجم المساحة التي يشغلها الهدف
- المحيط (p): يحسب على أنه طول المحيط الخارجي للهدف
- الدائرية (r): يحسب على أنه النسبة بين أقل وأصغر عزوم ثانٍ
- الاتجاه (o): يحدد على أنه الزاوية بين الاتجاه الأفقي ومحور الاستطالة، والذي يمثل محور أقل عزوم ثاني

العلاقات المساحية بين الأهداف يتم وصفها بثلاث صفات كالتالي:

- ١ - المسافة النسبية (rd): تحسب على أنها أقل مسافة بين المحيطات الخارجية المحيطة.

٢ - الاتجاه النسبي (ro): يحدد على أنه الزاوية مع الاتجاه الأفقي للخط الواصل بين مراكز الكتلة للأهداف.

٣ - الوضع النسبي (rp): يحدد بالقيم (-1, 0, 1) بالمقابل للأهداف التي تكون:

(أ) الأول داخل الثاني (-1).

(ب) كل منهم خارج الآخر (0).

(ج) الثاني داخل الأول (1).

في [177] Petrakis، تعرضت الصور أولاً لتجزئ أولى للحصول على متعددات أضلاع تقريبية لمحيطات الأهداف، ويتبع ذلك تعديلات شكلية أو التخلص من الأجزاء غير المهمة بواسطة الخبراء. بعد ذلك تم تصنيف الأجزاء إلى أصناف مسبقة التحديد مقابلة للهياكل التشريحية وغير الطبيعية، مثل البطين، أو ورم دموي، أو ورم. بعد ذلك تم تمثيل الأهداف المنفردة بمتجهات خواص خماسية الأبعاد في الصورة المطبوعة $\langle s, p, r, 1+\cos(o), 1+\sin(o) \rangle$ بينما تم تحديد الاتجاهات النسبية ب $\langle rd, 1+rp, 1+\cos(o), 1+\sin(o) \rangle$.

يُمكن أيضاً استخدام نماذج العلاقات المساحية لاسترجاع صور الأنسجة الميكروسكوبية [174]. خوارزميات بحث المنطقة أو مستوى الصورة التقليدية تفترض عادة أن المناطق أو الصور تتكون من توزيع منتظم لخواص البكسلات. على الرغم من ذلك، فإن صور الأنسجة المركبة تحتوي عادة العديد من البكسلات والمناطق التي لها خصائص مميزة مختلفة. إن صورتين لهما مناطق متشابهة من الممكن أن يكون لهما تفسيرات مختلفة إذا كانت هذه المناطق لها توزيعات مساحية مختلفة [1, 174]. ولذلك؛ فإن وجود قاعدة للرؤية أو قاعدة بصرية للعلاقات المساحية من الممكن أن تساعد في وصف هذه الحوارات. في [174] Aksoy et al تم تمثيل العلاقات المساحية بين كل أزواج المناطق في صورة نسيج على هيئة مصفوفة علاقة $n \times n$ كما يلي:

$$R = \{ \{ r_{ij}, d_{ij}, \theta_{ij} \} | i, j = 1, \dots, n, \forall i \neq j \}$$

المعادلة رقم (٤.١٣)

حيث $r_{ij} = \pi_{ij} / \pi_i$ هي نسبة المحيط المشترك إلى محيط المنطقة الأولى، و π_i و π_j هي محيطات المنطقة الأولى والثانية على التوالي و π_{ij} هي المحيط المشترك بين المنطقتين، و $d_{ij} = \|v_i - v_j\|$ هي المسافة بين المركزين، و v_i و v_j هما مركزا المنطقة الأولى والثانية على التوالي، و θ_{ij} هي الزاوية بين المحور الأفقي والخط الواصل بين المحورين. هنا، تم تخصيص درجة معينة من العلاقات المساحية لكل زوج من المناطق باستخدام دوال العضوية الضبابية fuzzy membership

functions، Ω_c ، حيث $\{DIS, BOR, INV, SUR, NEAR, FAR, RIGHT, LEFT, ABOVE, BELOW\}$ بعد ذلك يتم تحديد درجة العضوية للمناطق i و j للفصيل c ، حيث $\Omega_c = (r_{ij}, d_{ij}, \theta_{ij})$. هذه الدوال الفصائلية تم تقسيمها إلى ثلاث مجموعات من العلاقات:

١ - فصيل المحيط: متقطع DISjoined، و حدودي BORdering، مجتاح ب INVaded_by، و محاط ب SURrounded_by.

٢ - فصيل المسافة: قريب NEAR، و بعيد FAR.

٣ - فصيل الاتجاه: اليمين RIGHT، و اليسار LEFT، و فوق ABOVE، و تحت BELOW، و يمكن استخدام العديد من العلاقات لتمثيل أزواج المناطق، مثلاً، حدودي من فوق BORdering from ABOVE أو مجتاح من اليسار INVaded_by from the LEFT.

اعتماداً على هذه العلاقات من الدرجة الثانية للمناطق، فإن العلاقات ذات الدرجات الأعلى للمناطق يمكن تشكيلها لتمثيل علاقات مركبة أكثر تعقيداً.

حيث إن محتوى الصور الطبية يكون غنياً جداً في الخواص، والمميزات، والأجسام البارزة، والعلاقات المساحية التي تتعلق بدرجة كبيرة بالمعارف الطبية، فإنه من المهم جداً أن يتم استرجاع الصور الطبية عن طريق دمج العلاقات المساحية مع الدرجات العليا من المعرفة في المجال الطبي. في [178] Chu et al تم تقديم طريقة لاسترجاع الصور الطبية معتمدة على المعرفة عن طريق الخواص والمحتوى مع البنية المساحية والزمنية مع نموذج دلالي من أربع طبقات يمثل المساحة والزمن والطبيعة الارتقائية للأجسام الطبية. أيضاً قام [176] Chbeir et al بتطوير نظام لإدارة الصور الطبية medical image management system, MIMS، معتمداً على الوصف العام للصور الطبية لتحقيق عملية استرجاع فعالة تتكامل مع مستوى عالي من الدقة (خصيصاً بدلالة العلاقات المساحية) المطلوبة للمجال الطبي. لقد تم تكامل نموذج معتمد على المعرفة المساحية spatial knowledge based model, SKM مع نظام إدارة الصور الطبية MMS لتحقيق تفسير موضوعي فعال ومتوافق من أوجه (أو مناظر) مختلفة للصور الطبية. على الرغم من أن طرق العلاقات المساحية موجودة في [178] Chu et al، و [176] Chbeir et al، فإنه يمكن اعتبار أن التركيز العام لهذه الأعمال كان على تكامل المستويات العليا من المعرفة الطبية في ال CBMIRR، وسيتم توفير تفاصيل أكثر في الجزء (٤.٤.٢).

(٤،٤) استرجاع الصور الطبية المعتمد على المحتوى

باستخدام مزيج من الخواص الدلالية والمرئية

(٤،٤،١) الاسترجاع باستخدام تفسير الدلالات المرضية

الهدف النهائي من أي CBMIR هو إيجاد حالات طبيعية متشابهة وذات معنى، على الرغم من أن هذه الحالات قد تقدم أو لا تقدم صوراً طبية تكون متشابهة بالمفهوم المرئي العادي. أحياناً تكون الخواص المرئية المتشابهة في الصور لا تعني تشخيصاً أو أعراضاً متشابهة، والعكس صحيح. ولذلك؛ فإنه من الواضح أن دمج الخواص المرئية في الصورة مع أي مجال معرفي للوصول إلى المجموعة الجانبية الصحيحة من الحالات ذات الصلة في قاعدة البيانات تكون هي المفتاح لنجاح الـ CBMIR.

في بعض الأحيان تكون الصور المستنتجة من أعضاء محددة متشابهة بصرياً، ولكنها تختلف في بعض التفاصيل البسيطة التي يُمكن أن تفقدها عيون الشخص غير المدرب، ولكن مثل هذه التفاصيل الدقيقة من الممكن أن تكون ذات أهمية مرضية [94]. من هذه المجالات صور الأشعة الطبية، والتي تكون فيها المعلومات الطبية المفيدة عبارة عن تغيرات في مستوى الرمادية في مناطق عالية التحديد في الصورة [180]. فمثلاً، بالنسبة لصور الـ HRCT على الرئة، يكون عدد البكسلات الممثلة للمرض كنسبة من بكسلات الصورة صغيراً جداً بحيث لا يُمكن استخدام بصمات عامة لتوصيف الصورة. وفوق ذلك، فإن الحدود الغير واضحة بين البكسلات الممثلة للمرض وهذه الممثلة لصور الأجزاء المحيطة الصحيحة يكون من الصعب اكتشافها، وهذه الـ PBRs من غير المحتمل إن يتم استرجاعها ألياً. حيث إن الصور الطبية تعطي دائماً غموضاً في التفسير وفي التشخيص، فإن طرق الاسترجاع الحالية التي تستخدم خواص الصور البسيطة مثل اللون والنسيج والشكل تكون غالباً غير كافية لبعض أنظمة الـ CBMIR المحددة المجال. أحد الطرق لعلاج مثل هذه القيود هي إلحاق المعلومات الدلالية ذات المستوى العالي مع بيانات الصورة المنخفضة المستوى، ولو أن مثل هذه الطرق مازالت جدلية بدلالة موضوعيتها [6].

في [180] Shyu et al تم تطوير طريقة الطبيب في حلقة physician-in-loop للاسترجاع المعتمد على المحتوى لصور الـ HRCT للرئة، وتم تكامله في نظام CBMIR يدعى ماكينة البحث والاختيار الآلي مع أدوات الاسترجاع automatic search and selection engine with retrieval tools, ASSERT. لأرشفة صورة في قاعدة البيانات، فإن الطبيب يحتاج لبعض الثواني لترسيم الـ PBRs وأي علامات تشريحية ذات علاقة. يُمكن للمعلومات المتعلقة بالمرض الرئوي أن تكون موجودة في موضع كل PBR بالنسبة للعلامات التشريحية كما هو الحال في خواص الـ PBR. هناك أربعة أصناف حسية يُمكن استخدامها عن طريق الطبيب للكشف عن المرض في الصورة المعطاة:

- عتامات خطية وشبكية.

- عتامات عقدية.
- مناطق انتشارية ذات اضمحلال عالي (مساحات ذات كثافة عالية) .
- مناطق انتشارية ذات اضمحلال منخفض (مساحات ذات كثافة منخفضة).

بعد استخلاص الـ PBRs تم استخدام خواريزم لاستخلاص منطقة الرئة لتحديد حدود الرئتين. لاستخلاص خواص من الصورة، يقوم النظام بحساب متجهات للخواص لتمييز الـ PBRs منفردة والجزء من الصورة المكون لكل منطقة الرئة فقط. كل PBR يتم توصيفه بمجموعة A_{PBR} من الخواص الطبيعية والمساحية الشائعة مثل النسيج، والشكل، والصفات الأخرى الرمادية المستوى. الأهم من ذلك أن الـ PBR يشتمل أيضاً على مجموعة من صفات الـ B_{PBR} التي تقيس الأصناف الحسية المستخدمة عن طريق الأطباء لتحديد وتفسير الأمراض في صور الرئة الـ HRCT. لقد تم حساب عدد كبير من الخواص العامة الأغراض للـ A_{PBR} التي وصل عددها إلى ٢٥٥. لقد أعطى ذلك توصيفاً شاملاً للمستخدم عن الـ PBR، ولكن في ضوء كفاءة الفهرسة والبحث، فإن مجموعة جانبية صغيرة فقط من هذه المواصفات هي التي يُمكن استخدامها للفهرسة في قاعدة البيانات والاسترجاع منها. ولذلك، فإن خواريزم واعد للبحث يسمى الاختيار الأمامي المتتابع Sequential forward selection, SFS قد تم تطبيقه لتقليل أبعاد فراغ الخواص بينما يحافظ على المقدرة على التصنيف الدقيق لكل صورة كتابع للنموذج المرضى الخاص بها، مما نتج عنه ١٢ خاصية عامة فقط في الـ A_{PBR} ، مثل المساحة، والتباين، والإنتروبيا، وهستوجرام الحواف للـ PBR. بالنسبة للـ B_{PBR} ، فإنه قد تم حساب ١٤ خاصية مرضية لقياس أربعة أصناف حسية مثل شكل جدار القصبة الهوائية، وانحناء الشقوق المتجاورة، وأحجام الشرايين المتجاورة. أخيراً، أمكن تكوين متجه خواص مرضى مختلط من ٢٦ بعد $F_{PBR} = \langle A_{PBR}, B_{PBR} \rangle$ كوصف لخواص الـ PBR التي كانت تعطي أقصى تمييز بالنسبة للأمراض المختلفة [180].

في هذه الطريقة لتفسير أمراض الـ PBR، يكون الطبيب جزءاً متكاملًا في كل نظام الـ CBMIR، بمعنى أن الطبيب هو المسئول عن تقرير الـ PBR مع تفسير الدلالات اللفظية، مع الأخذ في الاعتبار الفصائل الحسية للطبيب، والتي تتعلق بقوة بأمراض الرئة المختلفة، ولقد افترض المرجع [181] بديلاً أفضل لهذه الطريقة. تستخلص هذه الطريقة الخواص العامة التي تقيس وجود أو غياب الإدراكات الحسية المختلفة التي استخدمها الطبيب لتشخيص المرض. بمعنى، أنه تم استخدام خواص عامة لوصف الفصائل الحسية والتفريق بينها، وبعد تحديد أي من الفصائل الحسية كان موجوداً في الـ PBR، فإن المستخدم يستطيع تحديد مرض هذا الـ PBR. من مميزات هذه الطريقة الهرمية أنه من السهل الآن أن نقرر أي الخواص سنحتاجها لتوصيف هذه الـ PBRs [181]. لدعم التكامل الدلالي اللفظي مع التبادل المعرفي في مجال الأشعة الطبية، فإن هناك إطار عمل في الـ CBMIR يسمى "نظام نشوئي للتبادل الدلالي للمعلومات في الأوساط المتعاونة" أصلاً تم تطويره وتقريره في [182] Berb et al، لاستخلاص وإدارة المحتويات

المرئية لأمراض الرئة. في الأصل، تم تطوير علم الوجود ontology المشارك والمعتمد على ال XML اعتماداً على المعرفة العامة من خبراء الأشعة والمعلومات من المرجعيين المعروفين جيداً [183, 184]. لقد استطاع الأطباء أن يقوموا ببناء شروط البحث الدلالي الخاص بهم عن طريق تخصيص درجات الرضا عن الخواص للمصطلحات الدلالية الموجودة وعن طريق إضافة مصطلحات دلالية جديدة للأصناف الحسية الموجودة. هذا النظام يدعم أيضاً الضبط الدقيق لعلم الوجود المشارك عن طريق ضبط تخصيص الدلالات اللفظية لخواص الصور اعتماداً على أفضليات كل شخص [182].

لقد قام Tang et al [94] بتقديم نظام استكشافي I-Browse ذكي الذي دمج تقنية معالجة الصور المنخفضة المستوى مع التفسير الدلالي العالي المستوى؛ وذلك لاسترجاع الصور النسيجية للقناة الهضمية، وهو عبارة عن مدى من الصور النسيجية يبدأ من المريء، ثم المعدة، فالأمعاء الدقيقة، فالأمعاء الغليظة، ثم المستقيم والشرح. قبل البدء في استخلاص الخواص الدلالية، تم أولاً تحديد مجموعتين من الخواص النسيجية ذات الصلة (تسمى أيضاً العلامات الدلالية) في صور القناة الهضمية عن طريق استشارة خبراء الأنسجة:

١ - ال ١٥ علامة للخواص الخشنة تم تمثيلها بأحرف كبيرة مختلفة مثل التجويف الصغير (L), lumen، والغشاء المخاطي (M), mucosa، والغشاء المخاطي الجانبي (S), submucosa، والعضلة الظاهرة، muscularis externa، (E)، والمصلية الخارجية (A), serosa/adventitia، وذلك على افتراض وصف هيكلي عام لمحتويات الصور، والذي يكون مهماً للإجراءات الاستدلالية التي تأتي فيما بعد.

٢ - ال ٦٣ علامة للخواص الدقيقة يتم توضيحها بأرقام مختلفة (١، ٢، ...، ٦٣)، مثل النسيج #1 tissue، والتجويف #33 lumen، و #63 stomach-junction of lumen and foveolae، وذلك للتمييز بين المظاهر المرئية خلال كل منطقة خشنة.

لتفعيل التحليل الآلي والتفسير، فإن الصور الميكروسكوبية الأصلية يتم تقسيمها مبدئياً إلى مجموعة من الصور الجانبية بحيث تكون كل منها 64×64 من البكسلات. لكل واحدة من الصور الجانبية، وعن طريق كاشف الخواص المرئية visual feature detector, VFD، يتم استخلاص مجموعة من الخواص الخشنة (هستوجرامات ملونة ورمادية مطبعة) التي يتم تمريرها إلى شبكة عصبية من ثلاث طبقات لتصنيف الصور الجانبية إلى واحدة من ١٥ خاصية من الخواص الخشنة عن طريق تخصيص علامة من علامات الخواص الخشنة لهذه الصورة. باستخدام ال VFD يتم أيضاً حساب مجموعة من الخواص شبه الدقيقة (المتوسط، والحيود المعياري للمستويات الملونة والرمادية، ومرشحات جابور) واستخدامها لتصنيف الصور الجانبية إلى واحد من ال ٦٣ خاصية من الخواص التصنيفية الدقيقة باستخدام مصنف بأي ذي المخاطر القليلة وذلك عن طريق تعليم كل صورة بواحد من العلامات الدقيقة. حيث إن

كل واحد من الأصناف الدقيقة يقابل في الحقيقة واحد من الأصناف الخشنة، فإن علامة أخرى من علامات الأصناف الخشنة الناتجة يُمكن الحصول عليها للصورة الجانبية من هذه الخواص شبه الدقيقة، والتي كانت نتيجة تصنيفها من الخواص الدقيقة متوافقة مع واحد من هذه العلامات الخشنة. ولذلك؛ فإن كل صورة جانبية يكون لها حرفان ورقم واحد، تمثل علامتين من علامات الخواص الخشنة وعلامة واحدة من علامات الخواص الدقيقة على التوالي، وبالتالي فإن كل صورة ميكروسكوبية يُمكن عرضها بثلاث مصفوفات (خريطة العلامات). بهذه المصفوفات من العلامات يقوم المحلل الدلالي semantic analyzer, SA بالمرور خلال عملية تكرارية لتصحيح علامات الخواص النسيجية الدقيقة لكل صورة جانبية حسب السياق النسيجي في قاعدة المعرفة knowledge base, KW بحيث تصبح قادرة على إنتاج مجموعة من الافتراضات على العلامات المصاحبة للصور الجانبية وذلك عن طريق مولد الافتراضات hypothesis generator, HG، إذا كانت هذه العلامات قد اكتشفت خطأ عن طريق الخواص الخشنة وشبه الدقيقة اعتماداً على هذه الافتراضات يتم استدعاء عدد من الخواص الدقيقة لاسترجاع والتحقق من الخواص المرئية في المناطق المشتبه فيها. مثل هذه الدورات من التحليل والاكتشاف يتم تكرارها حتى يجد المحلل الدلالي نتيجة متوافقة ولا تكون هناك أي تغييرات أخرى. يتم استخدام خريطة العلامات النهائية المصححة لإنشاء تعبير للمحتوى الدلالي يسمى الفراشة Papillon، وهو اسم حركي يستخدم في النظام الاستكشافي I-Browse، ويُمكن استخدامه للتوليد الآلي للتعليقات النصية للصور في قاعدة البيانات باستخدام مولد التعليقات annotation generator, AG.

عند تقديم الاستعلام عن طريق النص الحر (اللغة الطبيعية) فإن محلل النص الحر free text analyzer, FTA سيقوم باستخلاص المعلومات من الاستعلام وتحويلها إلى الفراشة Papillon. تقوم الفراشة بنقل المعلومات من الأوساط المختلفة (الصور والنصوص)، بحيث تقوم بتوصيل المكونات SA و AG و FTA كلها مع بعضها في خلال النظام. ولذلك فإنه عندما يتم تصدير صورة أو نص إلى الاستعلام، فإن المحتويات الدلالية لهم في الفراشة يُمكن استخدامها في عملية الاسترجاع [94, 95, 185-189]. بعض أنظمة الـ CBMIR الأخرى المعتمدة على الوصف الدلالي تشتمل على طريقة مفهوم إطار الملكية property concept frame, PCF لاسترجاع صور الأمراض النسيجية [190] ونظام استرجاع الصور المقطعية للمخ المعتمد على نموذج الوصف الهرمي للصور الطبية [191].

(٢، ٤، ٤) الاسترجاع المعتمد على النماذج العامة

على ضوء الأشكال غير المتجانسة المقدمة في الصور الطبية، فإن معظم أنظمة الـ CBMIR تكون محددة الهدف، بمعنى، أنها تكون محدودة لنظام تصويري معين، أو عضو معين من أعضاء الجسم، أو دراسة تشخيصية معينة؛ وبالتالي فإنها لا تكون قابلة للنقل المباشر إلى التطبيقات الطبية الأخرى [4, 6, 192]. تأتي المعرفة الطبية من المعلومات التشريحية والفسيولوجية التي تتطلب خواص محلية تدعم الاستعلام التشخيصي. ومع ذلك، فإن تفسير

الصور الطبية يعتمد على كل من الصورة نفسها وسياق الاستعلام. حيث إن سياق الاستعلامات لا يكون معروفاً عند إدخال الصور في قاعدة البيانات، فإن عدد ونوع خواص الصورة من الممكن أن يكونا عرضة للتطور المستمر، كما أن نظام ال CBMIR يجب أن يكون عاماً ومرناً [4, 192, 193].

لتنفيذ عملية الاسترجاع الفعال للصور ستكون هناك حاجة لبناء نماذج مكثفة للبيانات تلتقط الملخص الهيكلي عن الصور، وتدعم أيضاً المستندات الاستعلامية الأكثر تقدماً اعتماداً على ليس فقط الخواص الأولية المميزة للصور، ولكن أيضاً على الخواص العامة الدلالية مع احتواء المعرفة. لقد قدم Chu et al [78] نظام CBMIR يسمى KMeD، حيث اشتمل هذا النظام على نموذج صورة دلالي وقتي معتمد على المعرفة يحتوي على أربع طبقات: ١ - طبقة البيانات الخام raw data layer, RDL، مع مجموعة الصور، ٢ - طبقة الخواص والتحكم feature and control layer, FCL، مع الخواص المختلفة المستخلصة من محتويات الصورة بما في ذلك الشكل، ومميزات العلاقات المساحية، والخواص الوقتية، ٣ - طبقة المخطط schema layer, SL وهي تمثل الكيانات والعلاقات (المساحية، والوقتية، والتطورية) بين الأهداف اعتماداً على الخواص التيفي الطبقة السابقة، ٤ - طبقة المعرفة knowledge layer, KL تحتوي هياكل هرمية تُسمى نوع التجريد الهرمي TAHs، type abstraction hierarchies لتصنيف الشكل وخواص العلاقات المساحية.

يحتوي ال FCL على الخواص الشكلية مثل النوع، والمساحة، والحجم، والقطر، والطول، والمحيط، والعلاقات المساحية بين أزواج الكيانات، بما في ذلك العلاقات التعامدية (بمعنى، الشرق، والجنوب، والجنوب الشرقي، وإلخ) والعلاقات الاحتوائية (بمعنى، يجتاح، ويحتوي، وإلخ). في ال SL فإن أهداف الصورة يُمكن تمثيلها ككيانات مرئية مع تعليقات نصية وتعليقات مرئية، بينما يُمكن توصيل العديد من إصدارات هدف معين على مدار فترة زمنية معينة (مثلاً، مراحل خضوع الورم أثناء عملية السرطان لمريض معين) لتكوين تتابع من الكائنات لهذه الفترة الزمنية. بالإضافة لذلك، فإن الأهداف المطورة تبني للتطوير، والانصهار، والانشطار، بينما يقوم هدف العلاقة الوقتية ببناء العلاقات الوقتية بين الأهداف المتناظرة وبين أي هدف ونوعه المجمع. لقد تم تصميم ال TAHs في طبقة المعرفة كهياكل هرمية بحيث يكون عند المستويات التجريدية الأعلى يتم تحديد أهداف عامة أكثر (بمعنى، مدى أوسع من قيم الخواص يتم استخدامها)، وعند المستويات المنخفضة للتجريد يتم وصف مفاهيم أكثر تحديداً (بمعنى، مدى ضيق من قيم الخواص) [173, 178, 194]. في نظام ال KMeD، فإن الخواص الوقتية، والتطورية، والمساحية المعتمدة على المعرفة والمستخلصة من الصور يتم تصنيفها ووضعها في نموذج بيانات الصورة وتخزينها في جداول. كمثال على ذلك، الاستعلام "استرجاع كل حالات الصور التي توضح ورم غددي ميكروي في الغدة النخامية والذي تطور ليصبح ورماً غدياً ماكروياً مع امتداد خارجي يضغط التصالبة البصرية" "retrieve all image cases demonstrating a pituitary gland microadenoma the evolved into macroadenoma with suprasellar extension"

”pressing against the optic chiasm” يمكن إعطاؤه عن طريق البحث في جدول علاقات احتواء الورم الغددي الميكروي للغدة النخامية، ثم اتباع المسار التطوري الذي يؤدي إلى الورم الغددي الماكروي واختيار الأحداث خارج جدول علاقات الاتصال بين الورم الغددي الماكروي والتصلب البصري [173].

أنظمة الـ CBIR الموجودة حالياً تتعامل بصعوبة مع كل خواص الصور الطبية، حيث إن الصور الطبية يكون لها معاملات اكتساب مختلفة وأنظمة تصوير مختلفة وخواص ضوئية مميزة لكل نظام تصويري. وعلى ذلك، فإن إنشاء خواص عامة يمكنها أن تعبر عن كل الصور في قاعدة بيانات معينة يبدو أنه يكون غير قابل للتطبيق على وجه الخصوص. لتوفير نظام استرجاع فعال للصور الطبية العامة مع الموضوعية المتوقعة والفعالية في التفسير للمناظر المختلفة للصور الطبية، فقد اقترح Chbeir and Favetta [195] وصفا عاما للصور الطبية يتم فيه تشكيل نماذج الفراغات العليا للصور [175, 196]. لقد تمت هيكلة نموذج البيانات كشكل متعدد الفراغات يحتوي فيه كل واحد من الفراغات على مجموعة من الخواص (سياقية، وطبيعية، ومساحية، ودلالية)، واعتبار الصورة الطبية كتركيبية من فراغات خواص السياق والمحتوى. إن الفراغ السياقي يجمع البيانات العامة المرفقة بالصورة بدون حساب لمحتوياتها المرئية، ويقوم بهذه العملية من خلال ثلاث مكونات:

١ - السياق المستقل (مثل، التخصص الطبي، واسم المريض، وتاريخ الالتقاط) ليس له أي تأثير على وصف الصورة، نتيجة تأثير خصوصيات المريض والقيود القانونية الأخرى، ويحتاج للتعامل الخاص ويمكن إدارته على انفصال.

٢ - السياق شبه المستقل (مثل، أعمار المرضى وجنس كل منهم، وجودة الصورة) يعتبر حيوياً للـ CBMIR حيث إنه يحتوي خلفية معرفية مهمة جداً قد تساعد في تحديد طرق يمكن استخدامها لإنشاء ومقارنة خواص محتويات الصورة. كمثال على ذلك، فإن عمر المريض يكون عامل أساسى عند اعتبار أشكال الأعضاء.

٣ - السياق المعتمد (مثل، نوع الصورة، والحالة [سهمي / تاجي / محووري / وأخري]، المشهد موصوف ثلاثياً <العنوان، العضو، التعديل أو التغيير>، والتقرير التشخيصي، والتقرير الصوتي) يمكن أن يساعد بدرجة كبيرة في وصف الصورة. مثلاً، بالمساعدة من معالج اللغة الطبيعية أو التقسيم الصوتي، فإنه يمكن استخدام التقرير التشخيصي لتوضيح بعض المعاملات الغائبة في بعض الأحوال مثل " وصف أشعة إكس لرئة شخص يبقى غير كامل وغير مهم إذا أهملنا أن هذا الشخص مدخن".

أما فراغ المحتوى على الجانب الآخر فيوفر وصفا شاملا للصورة ويمكن استخدامه في أنواع مختلفة من الاستعلامات. على العموم، فإن أي صورة طبية يمكن اعتبار أنها تتكون من صور لمجموعة من الكائنات البارزة في ثلاثة أشكال مختلفة:

١ - العضو التشريحي anatomical organ, AO وهو يمثل الأعضاء الطبية الموجودة في الصورة، مثل المخ، والرئتين، والأيدي، وإلخ، مع مجموعة من المناطق الطبية. يطلق عليها أيضاً العضو موضع الاهتمام organ of interest, OOI.

٢ - المنطقة الطبية medical region, MR وهي تصف الهيكل الداخلي للعضو التشريحي OA، مثل البطن الأيسر والفص الأيمن. إنها تساعد في تحديد أي شدوذ كما أنها تعتبر مرادفاً لـ ROI.

٣ - العلامة الطبية medical sign, MS إنها إما أن تعبر عن الشذوذ الطبي (مثل الأورام، والكسور، والإصابات) التي يتم تحديدها عن طريق الأطباء، وإما أن تعبر عن كائنات غير محددة (متغيرات) توجد في الصورة. أحياناً يرمز لها بالرمز PBR.

كل واحد من الأجزاء البارزة (AO, MR, or MS) يتم إسقاطه على الفراغات الجانبية التالية:

- الفراغ الجانبي الطبيعي الذي يحتوي المواصفات الطبيعية المنخفضة المستوى لمحتويات الصورة، مثل الألوان المختلفة العامة والمحلية والخواص النسيجية التي يُمكن استخلاصها يدوياً، أو بطريقة شبه آلية، أو بطريقة آلية، اعتماداً على الفراغ السياقي (نوع الصورة، وتشكيلها، وجودتها، إلخ) ويُمكن استخدامها فيما بعد لتحليل الفراغات الجانبية الأخرى. وفوق ذلك فإن التحليل الطبيعي يُمكن تحقيقه اعتماداً على السياقات التابعة وشبه المستقلة. فعلى سبيل المثال، يعتبر عمر المريض معامل تحديدي عند اعتبار شكل العضو الطبي، كما أن نوع الصورة يحدد طريقة استخلاص اللون المناسبة.
- الفراغ الجانبي المساحي يحتوي الخواص الهندسية المتوسطة المستوى للكائنات البارزة في الصورة مثل خواص الشكل والعلاقات المساحية.
- الفراغ الجانبي الدلالي يحتوي الخواص الدلالية العالية المستوى للكيانات البارزة. الهدف من الفراغ الجانبي الدلالي هو تكامل الخواص العالية المستوى للكيانات والعلاقات التي تم الحكم على أنها أساسية عن طريق المستخدمين الطبيين لوصف الصورة. على الرغم من ذلك، فالتحليل لمثل هذه الخواص الدلالية قد يتطلب تدخلاً بشرياً، حيث يجب التعرف على الدلالات الواضحة لهذه الكيانات في العادة يتم وصف الفراغ الدلالي يدوياً عن طريق المستخدم بسبب حقيقة أن المجال الطبي عبارة عن مجال شديد التعقيد وكل لفظ قد يكون له العديد من المعاني اعتماداً على السياق. يُمكن تشفير العلامات الطبية عن طريق بعض الشفرات الموجودة، وإن كانت مثيرة للجدل، مثل شفرات التعليم لتصنيف الأمراض مثل التصنيف الدولي للأمراض، الإصدار العاشر [197] ICD-10، 10th version, International classification for disease، أو النظام اللغوي الطبي الموحد [198] Unified medical language system, UMLS.

لقد تم تكامل نموذج بيانات الصورة في الفراغ العلوي الذي تم شرحه مسبقاً في النموذج الأولي للـ [176, 196, 199-201].MIMS.

لقد قدم Lehmann et al. [192] هيكلًا عامًا لاسترجاع الصور المعتمد على المحتوى في التطبيقات الطبية (IRMA) اعتماداً على طريقة عامة متعددة الخطوات تشتمل على التصنيف الكامل للصورة، والتسجيل بالنسبة للأنواع الأولية، والاستخلاص والاختيار المعتمد على الاستعلام للخواص، والتمثيل الهرمي للكيان، واسترجاع الصور. لكي تتعامل مع تعقيدات المعرفة الطبية، فإن IRMA تقسم كل عملية الاسترجاع إلى سبع خطوات متتالية، بحيث تمثل كل خطوة مستوى أعلى من التجريد، يعكس المستوى المتزايد لفهم محتويات الصورة:

١ - تصنيف الصورة (اعتماداً على المعلومات العامة). وهذا يحدد طريقة التصوير واتجاه جسمها وأيضاً المنطقة من الجسم التي يتم فحصها والنظام الحيوي لكل صورة مدخلة مع طريقة التشفير الهرمي المفصلة [202] لتعويض المعايير الموجودة (مثل الـ DICOM).

٢ - تسجيل الصورة (هندسياً وتباينياً). الاستدلال التشخيصي المستنتج من الصور الطبية يكون في العادة مستنتجاً من نموذج من الطبيعة مستمر التطور [4]. لذلك؛ فإن التسجيل يعتمد على صور أولية محددة لكل صنف عن طريق الخبراء المتمتعين بالمعرفة الطبية المسبقة أو عن طريق التحليل الإحصائي، الذي يُمكن فيه استخدام الأصناف الأولية لتحديد المعاملات للعلاقات، والانتقال، والتحجيم، وضبط التباين.

٣ - استخلاص الخواص (باستخدام الخواص المحلية). إن هذا يستنتج وصفات محلية مختلفة للصور بطرق تكون إما حرة التصنيف وإما محددة التصنيف. بالمثل مع الخواص العامة للتصنيف، فإن عدد خواص الصور المحلية يكون ممتداً أو موسعاً.

٤ - اختيار الخواص (المعتمدة على الصنف والاستعلام). إن فصل اختيار الخواص من استخلاص الخواص يساعد المهمة الأولى في أن تكون معتمدة على الاسترجاع. كما أن اختيار الخواص يكامل كل من أصناف الصور وسياق الاستعلام في عملية التجريد مع المجموعة التي سبق حسابها من الخواص المناسبة. فمثلاً، استرجاع صور أشعة الراديو الخاصة بكسور العظام أو الأورام يُمكن إجراؤها باستخدام الخواص المعتمدة على الشكل والنسيج على التوالي.

٥ - الفهرسة (التمثيل المتعدد النطاقات للنقط). إن ذلك يحقق تجريداً لخواص الصور المتولدة، والتي تم اختيارها مسبقاً؛ مما ينتج عنه وصفاً مدججاً للصور من خلال تجميع أجزاء الصور المتشابهة في مناطق يتم وصفها عن طريق عزوم ثابتة كنقط. لذلك؛ فإن التمثيل النقطي للصورة يتم ضبطه بالنسبة للمعاملات المحددة في خطوة التسجيل؛ مما يؤدي إلى تعدد نطاقات أو "شجرة نقاط".

٦ - التحديد (استغلال المعرفة المسبقة). إن هذا يحقق الوصلة بين المعرفة الطبية المسبقة ونقاط معينة تتولد أثناء خطوة الفهرسة. ولذلك ؛ فإنها تمثل القواعد الأساسية لتقديم مستوى عالٍ من الفهم للصور عن طريق تحليل العلاقات المنطقية والمساحية بين النقاط.

٧ - الاسترجاع (على المستوى التجريدي للنقط). يتم إجراء ذلك عن طريق البحث في الهيكل الهرمي للنقط. هذه الخطوة الاسترجاعية تتطلب حسابات على الإنترنت، بينما كل الخطوات الأخرى يُمكن إجراؤها مباشرة في وقت إدخال الصورة (بدون الإنترنت).

لقد تم تطبيق الطريقة متعددة الخطوات السابقة على قاعدة البيانات IRMA لصور الأشعة (تتكون من صور طبية لستة مناطق رئيسية في الجسم مأخوذة من الروتين اليومي)، لتضييق الفجوة بين البصمة الدلالية للصور وأي وصف نصي، والذي يكون في العادة غير كامل [192, 193].

بعض أنظمة الـ CBMIR التي تحقق استرجاعاً متغيراً للصور تشتمل على فهرسة الصور تبعاً لمحتوياتها image indexing by content, I²C[203]، وهيكل الاسترجاع المعتمد على المحتوى content based retrieval architecture, COBRA[205]، والـ MedGIFT [122, 206, 207] على الخصوص عندما يتكامل مع الـ GNU Image Finding tool [208]، ولغة الاسترجاع المتعددة الوسائط Multimedia retrieval markup language, MRML [209]، والـ CasImage، يحقق إطاراً مفتوح المصدر لمكونات يُمكن إعادة استخدامها للعديد من أنظمة الـ CBMIR لتعزيز الموارد وتجنب التكلفة العالية للتطوير.

(٥، ٤) استرجاع الصور المعتمد على المحتوى عن طريق خواص الوظائف الفسيولوجية

طرق الـ CBMIR المقدمة في هذا الفصل حتى الآن تم تصميمها خصيصاً للصور التشريحية التي تلتقط للتشريح البشري عند مستويات مختلفة، وهي تحقق أساساً معلومات هيكلية. على العكس من الصور التشريحية، فإن الصور الوظيفية أو الجزئية مثل صور الـ PET والـ SPECT تسمح بالدراسة الداخلية للعمليات الفسيولوجية والكيميائية الحيوية؛ مما يحقق معلومات وظيفية لم تكن متاحة من قبل، وهذا ما يفرق بين الصور الطبية والصور العامة [68, 210, 211]. يُمكن تقدير أو تخمين الوظائف الفسيولوجية عند مستوى الجزئيات عن طريق ملاحظة سلوك كمية صغيرة من مادة معطاة ومعلمة أو موسومة بذرات راديو مشعة. يتم تشكيل الصورة عن طريق الكشف الخارجي لأشعة جاما المنبعثة من المريض مع اضمحلال الذرات المشعة يُمكن قياس التمثيل الغذائي للجلوكوز، واستهلاك الأكسجين، وتدفق الدم في المخ والقلب باستخدام مركبات تحتوي الكربون ¹¹C، والفلورين ¹⁸F، والنيتروجين ¹³N، والأكسجين ¹⁵O وكلها مكونات أساسية في الجسم.

طرق الـ CBMIR الموجودة قد لا تكون هي الطرق المثالية عند التطبيق على الصور الوظيفية نتيجة الخواص الفريدة لهذه الصور بالنسبة للمعرفة المتأصلة لحالة المرض ، حيث إنها تؤثر على العمليات الفسيولوجية والكيميائية الحيوية قبل التغيرات الشكلية للجسم. مثل هذه المعلومات الفسيولوجية الكمية داخل محتويات الصورة الوظيفية من غير المحتمل أن يتم استرجاعها عن طريق طرق الاسترجاع العادية باستخدام خواص اللون ، والنسيج ، والشكل . لا يتم التقاط اللون أثناء عملية التصوير للخواص الوظيفية ، حيث إن الصور في هذه الحالة يتم التقاطها وعرضها في المستوى الرمادي أو شبه ملون. ولذلك ؛ فإنه من غير المحتمل أن تكون خاصية اللون قابلة للتطبيق بالنسبة للصور الوظيفية. الخواص النسيجية من المحتمل أن تكون مرتبطة بكمية من الضوضاء الإحصائية في الصور الوظيفية. أيضاً ، فإن الخواص الشكلية من غير المحتمل أن تكون ذات أهمية. في الحقيقة من المحتمل أن تنتج الوظيفة في تغيرات في الشكل الظاهري أثناء اكتساب الصورة مع إعادة توزيع الأثر المشع. من الواضح أن التطور في الـ CBMIR بالنسبة للصور الوظيفية يجب أن يأخذ في الاعتبار هذه الخواص الفسيولوجية الوظيفية المحددة [161, 212].

لقد ظهرت دراسات مبكرة عن الاسترجاع المعتمد على المحتوى لصور الـ PET الوظيفية الديناميكية في مرجع [21] Cai et al. اعتماداً على هذه الدراسة قام Kim et al [161] أخيراً بتطوير نظام استرجاع يعتمد على الفوكسل موضع الاهتمام VOI لصور الـ PET الديناميكية المتعددة الأبعاد للمخ [^{18}F] ، والتي تستخدم بكثرة في تحديد معدل التمثيل الغذائي الموضعي للجلوكوز local cerebral metabolic rate of glucose, LCMRGluc وتظهر استهلاك الجلوكوز ومتطلبات الطاقة للمكونات الهيكلية والوظيفية المختلفة في المخ البشري. في دراسات التصوير الوظيفي الديناميكي ، تأخذ المعرفة المسبقة شكل نموذج حركي للأثر للتتابعات الزمنية لقياسات امتصاص أثر الـ PET. يمكن تحديد مثل هذه المعلومات الوظيفية بدلالة النموذج الحسابي $\mu(t|p)$ (حيث $t=1,2,\dots, T$ هي عينات الزمن المتقطعة لأخذ القياسات ، بينما يكون عدد الفترات الزمنية العادية للمسح T يساوي ٢٢ ، و P هي معاملات النموذج) ، هذه المعاملات تصف الإمداد ، والنقل ، والتحول الكيميائي الحيوي للأثر. دالة الدخل للنموذج هي منحنى النشاط الزمني للبلازما plasma time activity curve, PTAC الذي يتم الحصول عليه من عينات الدم المتتالية. صور الـ PET التي يعاد تشكيلها توفر للنظام منحنى النشاط الزمني للنسيج TTAC ، أو دالة الخرج التي يرمز لها بالرمز $f(t)$ لكل فوكسل في الصورة.

تطبيق هذا النموذج على أساس فوكسل بعد فوكسل على بيانات الـ PTAC والـ TTAC باستخدام خواريزم معين سريع لتقدير هذه المعاملات [213, 214] يعطي الصور البارامترية الفسيولوجية. في [161] kim et al ، تم استخدام التحليل التصنيفي الضبابي الرباعي الأبعاد بالمتوسطات C ، [215] four dimensional fuzzy c-means cluster analysis [216] لتشكيل المجموعات الوظيفية للـ VOI التي تتكون من الفوكسلات التي لها سلوك حركي متشابه. لقد تم

استخلاص الـ TTACs الفسيولوجية أولاً لكل واحدة من الـ N فوكسيل غير الصفرية في الصورة لتكوين متجه الخواص الحركية الذي يتكون من قيم الفوكسل عند التتابع الزمني الديناميكي لأخذ قياسات الأثر. بعد تطبيق طريقة جدول أخذ عينات الصورة المثالية [217, 218] optimal image sampling schedule, OISS، على دراسة صورة المخ الـ PET الديناميكية الـ FDG المعتمدة على نموذج الـ FDG ذي الخمس معاملات، فإن أبعاد متجه الـ TTAC تم إنقاصها من ٢٢ إلى ٥ بينما زادت نسبة الإشارة إلى الضوضاء لكل إطار صورة؛ مما أدى إلى نتائج تصنيف أفضل. بعد ذلك تم تطبيق طريقة التحليل الضبابي للتصنيف بالمتوسطات C لتخصيص كل واحد من متجهات الخواص N لرقم محدد C من مجموعات التصنيف مع الوصول للحد الأدنى لدالة الهدف J كما يلي:

$$J = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^C u_{ij}^p D_{ij}^2 \quad \text{المعادلة رقم (٤.١٤)}$$

حيث $P(1 \leq P \leq \infty)$ هي أس وزني على كل عضوية ضبابية، التي تحدد كمية الضبابية في التصنيف الناتج، و u_{ij} هي درجة العضوية لمتجه الخاصية i في الصنف j . مقياس التشابه بين المتجه $f_i(t)$ للخاصية i ومركز الصنف $\overline{f_{c_j}}(t)$ لمجموعة الصنف j رقم j يتم حسابها باستخدام المسافة الإكلودية:

$$D_{ij} = \left[\sum_{t=1}^T s(t) (f_i(t) - \overline{f_{c_j}})^2 \right]^{1/2} \quad \text{المعادلة رقم (٤.١٥)}$$

حيث $s(t)$ هي معامل تحجيمي للنقطة الزمنية t يساوي الفترة الزمنية للإطار رقم i مقسومة على الزمن الكلي الديناميكي للاكتساب. هذا المعامل التحجيمي يعطي وزناً أكثر للإطارات المتأخرة التي لها أزمدة مسح أطول، والتي تحتوي على بيانات يُمكن الاعتماد عليها أكثر. الوصول للحد الأدنى لـ J يتم الوصول إليه عن طريق التجديد التكراري للـ u_{ij} كما يلي:

$$u_{ij} = \left[\sum_{k=1}^C \left[\frac{D_{ij}}{D_{ik}} \right]^{2/p-1} \right]^{-1} \quad \text{المعادلة رقم (٤.١٦)}$$

ومركز المجموعة أو الصنف $\overline{f_{c_j}}(t)$ سيساوي:

$$\overline{f_{c_j}}(t) = \frac{\sum_{i=1}^N u_{ij}^p f_i(t)}{\sum_{i=1}^N u_{ij}^p} \quad \text{المعادلة رقم (٤.١٧)}$$

ولذلك ، فقد تم تخصيص وزن احتمالي لكل فوكسيل i ليمثل احتمال أن تكون هذه الفوكسيل عضو في كل صنف z . لأي فوكسيل ، يكون مجموع درجات العضوية المخصصة يساوي ١. يتم إنهاء الخطوات عندما تتحقق معادلة التفاوت التالية :

$$\max_{ij} \{|u_{ij}^{m+1} - u_{ij}^m|\} > \varepsilon$$

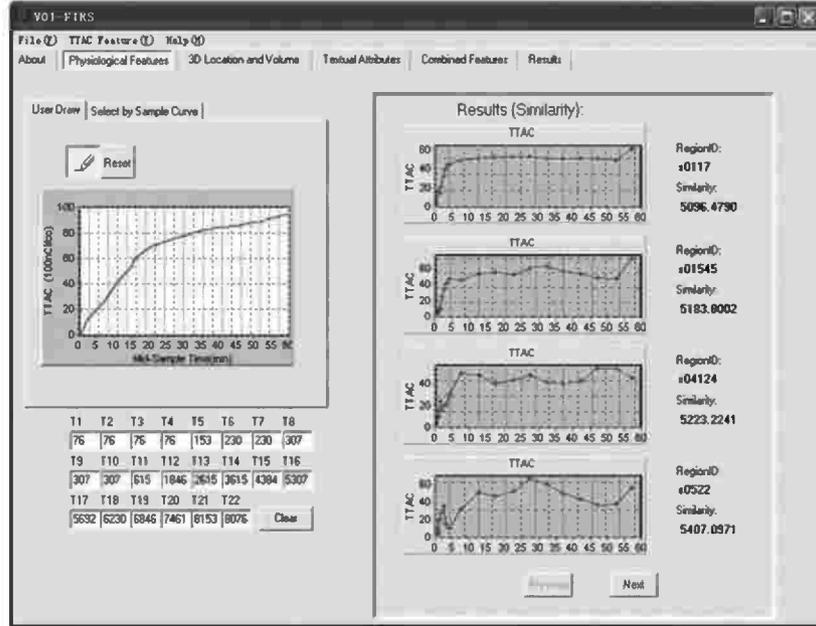
المعادلة رقم (٤.١٨)

حيث m هي رقم الخطوة التكرارية و $0 < \varepsilon < 1$. بمجرد حدوث التقارب ، يتم توليد خريطة للأصناف عن طريق تخصيص قيمة لكل فوكسيل تساوي رقم الصنف الذي أخذ معها أعلى درجة عضوية ضبابية. من هذه التصنيفات المستنتجة ، يتم تطبيق خواريزم إنماء المنطقة [145] على الفوكسيالات في كل صنف لتشكيل الفوكسيالات تحت الاهتمام VOIs لتجميع الفوكسيالات المتصلة مساحياً وفصل الهياكل المختلفة التي قد يكون تم تصنيفها في صنف معين نتيجة التشابه في السلوك الحركي لهذه البكسيالات. متجهات خواص ال TTAC المستخلصة من ال VOIs يتم فهرستها على أنها خواص وظيفية فسيولوجية وتستخدم على أنها طريقة استعمال أساسية في ال VOI-IRS المفترض [161].

الشكل رقم (٤.٦) يوضح ال GUI لمكونات الاستعلام "الاستعلام عن طريق الخواص الفسيولوجية والوظيفية query by functional and physiological features" في ال VOI-FIRS. يسمح للمستخدم أن يرسم يدويا منحني خواص ال TTAC مع الشبكة أو أن يختار من قائمة تحتوي عينات سابقة التحديد من ال TTAC إذا احتاج الأمر لذلك. بمجرد أن يتم الاختيار ، يُمكن ضبط منحني ال TTAC يدوياً لكل نقطة من نقاط عينات ال TTAC. كلما تركز منحني ال TTAC في الإطارات المبكرة زمنياً ، فإنه يُمكن تكبيره حتى يُمكن فحصه بدقة أكثر.

الشكل رقم (٤.٧) يوضح مثالا على الاسترجاع الديناميكي للصور المعتمد على الخواص الوظيفية الفسيولوجية. العينة TTAC ، التي تقارب النموذج الموجود في المادة الرمادية لصور ال FDG-PET للمخ الديناميكي (كما في الشكل رقم (٤.٧) أ)) ، والموضع الثلاثي الأبعاد للمهاد الأيمن right thalamus الذي يتم اختياره من الهياكل المعلمة في لوحة شبح Zupal كما في الشكل رقم (٤.٧) ب) ، سيتم وضعها كخواص استعمال. لقد تم وضع الوزن يساوي ٥٠٪ للخواص الوظيفية و ٥٠٪ لخواص الوضع الحجمي (انظر الجزء (٤.٣.٢)). أعلى درجة لل VOI المسترجع موضح في الشكل رقم (٤.٧) ت) ، حيث حدد الاستعلام ال VOI الممثلة للمهاد الأيمن. الشكل رقم (٤.٧) ث) يبين أعلى ترتيب للنائج من تغيير موضع الخواص إلى المهاد الأيسر. توضح هذه النتائج أنه بالاسترجاع المعتمد على دمج الخواص الوظيفية والخواص المساحية لصور ال PET الديناميكية في موضع الخواص الحجمي ، فإن

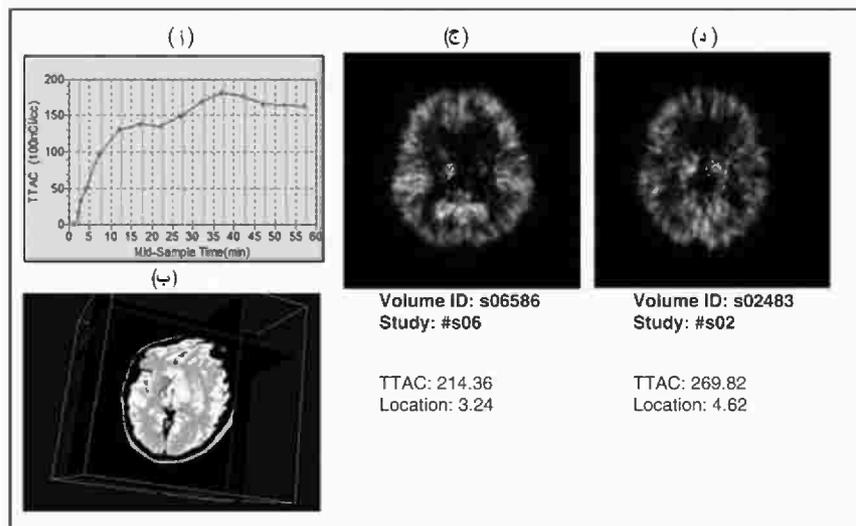
ال VOIs التي لها خواص حركية TTAC محددة بالمستخدم يُمكن تحديدها بنجاح، والتي قد لا تكون ممكنة من الخواص الوظيفية وحدها [145, 196].



(أ)

(ب)

الشكل رقم (٤،٦) ال GUI للاستعلام عن طريق الخواص الفسيولوجية يوضح منحنى ال TTAC عن طريق المستخدم (أ) وال VOIs مع منحنيات ال TTAC وفهارس التشابه (ب) [161].



(أ)

(ج)

(د)

(ب)

الشكل رقم (٤،٧) (أ) عينة لمنحنى ال TTAC، (ب) اختيار الموقع (المهاد الأيمن) في لوحة الأطلس المثالي (Zubal)، (ج) نتائج الإسترجاع مع خواص الاستعلام المجمعة ل (أ) و (ب)، (د) النتائج المسترجعة مع (أ) مع خواص من موضع آخر (المهاد الأيسر) كخواص استعلام [161].

(٤،٦) ملخص

لقد تم في هذا الفصل تقديم الـ CBMIR ومكوناته الأساسية بما في ذلك استخلاص خواص الصور، ومقارنة التشابهات، وطرق الفهرسة، والمواجهة الفعالة مع الاستعلامات. لقد شرح الحاجة إلى الـ CBIR في المجال الطبي (CBMIR) والتحديات المتعلقة به، وأعقبت ذلك مراجعة تفصيلية لطرق الـ CBMIR الأساسية في أربعة أصناف مختلفة: الاسترجاع المعتمد على الخواص المرئية الطبيعية (اللون والنسيج)، والاسترجاع المعتمد على الخواص الهندسية المساحية (الشكل، والخواص الحجمية الثلاثية الأبعاد، والعلاقات المساحية)، والاسترجاع المعتمد على الدمج بين الخواص الدلالية والمرئية (التفسير الدلالي المرضى والنماذج العامة)، وأخيراً، الاسترجاع المعتمد على الخواص الوظيفية الفسيولوجية. يمكن لنجاح الـ CBMIR أن يفتح العديد من مجالات النظر الجديدة في مجال الخدمات الطبية والأبحاث، مثل تتبع المرضى، والتشخيص التفريقي، والتخطيط الجراحي الغير تدخلي، والتدريب الإكلينيكي، والنتائج البحثية من ذلك.

(٤،٧) تمارين

- ١- اشرح آلية الـ CBIR.
- ٢- ماهي العوامل الأساسية في التفريق بين الـ CBIR والـ CBMIR ؟
- ٣- لقد تم تطبيق النسيج بنجاح كخاصية مرئية في العديد من أنظمة الـ CBMIR (مثل مسح الرأس بالـ MIR، وصور الـ HRCT للرئة). ما هو نسيج الصورة، وما هي خواصه التي تمكن أو تعين الاسترجاع المعتمد على المحتوى؟
- ٤- ماذا يُمكن استخدام الخواص الحجمية الثلاثية الأبعاد في الـ CBMIR ؟ وما هي عيوب ومميزات الخواص الحجمية الثلاثية الأبعاد في مقابل الخواص الشكلية الثنائية البعد ؟
- ٥- أعط مثال على تطبيقات الـ CBMIR في دعم القرار الإكلينيكي.
- ٦- ما هي مميزات وعيوب دمج الخواص الدلالية والمرئية في الـ CBMIR ؟ وكيف يُمكن لهذا الدمج لهاتين المكونتين أن يزيدا في النتائج المتوقعة عن استخدام أي واحدة منهما منفردة ؟

(٤،٨) المراجع

1. I. Bankman (Ed.). Handbook of Medical Imaging Processing and Analysis. Academic Press, 2000.
2. H. K. Huang. PACS and Imaging Informatics: Basic Principles and Applications, 2nd ed. Wiley-Liss, 2004.
3. J. Duncan and N. Ayache. Medical image analysis: Progress over two decades and the challenges ahead. IEEE Trans. PAMI. 22(1):85–106, 2000.
4. H. D. Tagare, C. JaVe, and J. Duncan. Medical image databases: A content-based retrieval approach. J. Am. Med. Inform. Assoc. 4(3):184–198, 1997.
5. L. H. Y. Tang, R. Hanka, and H. H. S. Ip. A review of intelligent content-based indexing and browsing of medical images. Health Informatics J. 5:40–49, 1999.
6. H. Mueller et al. A review of content-based image retrieval systems in medical applications—Clinical benefits and future directions. Int. J. Med. Info. 73:1–23, 2004.
7. J. Boissel et al. Getting evidence to pre-scribers and patients or how to make EBM a reality. Proc. Med. Info. Europe Conf. France, 2003.
8. Y. Rui, T. S. Huang, and S.-F. Chang. Image retrieval: Past, present, and future. Proc. Int. Symp. Multimedia Inform. Proc. Taipei, Taiwan, 1997.
9. A. W. M. Smeulders et al. Content-based image retrieval at the end of the early years. IEEE Trans. PAMI. 22(12):1349–1380, 2000.
10. A. D. Bimbo. Visual Information Retrieval. Morgan Kaufman Publishers, 1999.
11. V. Castelli and L. D. Bergman (Eds.). Image Databases: Search and Retrieval of Digital Imagery. John Wiley & Sons, 2002.
12. D. Feng, W. C. Siu, and H. J. Zhang (Eds.). Multimedia Information Retrieval and Management: Technological Fundamentals and Applications. Springer, 2003.
13. F. Long, H. Zhang, and D. Feng. Fundamental of content based image retrieval. In D. Feng, W. C. Siu, and H. Zhang (Eds.). Multimedia Information Retrieval and Management: Technological Fundamentals and Applications. Springer, 1–26, 2003.
14. Y. Rui, T. S. Huang, and S. F. Chang. Image retrieval: Current techniques, promising directions and open issues. J. Vis. Comm. Image Rep. 10:39–62, 1999.
15. R. M. Rangayyan. Biomedical Image Analysis. CRC Press, 2005.
16. J. Vendrig, M. Worring, and A. Smeulders. Filter image browsing: Exploiting interaction in retrieval. Proc. Vis. '99 Information and Information Systems, 1999.
17. J. Robinson. The k-d-B-tree: A search structure for large multidimensional dynamic indexes. Proc. SIGMOD Conf. Ann Arbor, 1981.
18. D. Lomet and B. Salzberg. A robust multimedia attribute search structure. 5th Int. Conf. Data Eng. 296–304, 1989.
19. T. Brinkhoff, H. Kriegel, and B. Seeger. Efficient processing of spatial joins using R-trees. Proc. ACM SIGMOD. 237–246, 1993.
20. A. Guttman. R-tree: A dynamic index structure for spatial searching. Proc. ACM SIGMOD. 47–57, 1984.
21. T. Sellis, N. Roussopoulos, and C. Faloutsos. The R-tree: A dynamic index for multidimensional objects. Proc. 12th VLDB. 507–518, 1987.
22. N. Beckmann et al. The R₊-tree: An efficient and robust access method for points and rectangles. Proc. ACM SIGMOD. 322–331, 1990.
23. S. Berchtold, D. A. Keim, and H.-P. Kriegel. The X-tree: An index structure for high-dimensional data. Proc. 22nd Int. Conf. Very Large Data Bases. 28–39, 1996.
24. K.-I. Lin, H. V. Jagadish, and C. Faloutsos. The TV tree: An index structure for high-dimensional data. VLDB J. 3(4):517–549, 1994.
25. D. A. White and R. Jain. Algorithms and strategies for similarity retrieval. Technical Report VCL-96-01. Visual Computing Laboratory, University of California, San Diego, 1996.
26. M. Flickner et al. Query by image and video content: The QBIC system. IEEE Computer. 28(9):23–32, 1995.
27. D. White and R. Jain. Similarity indexing: Algorithms and performance. Proc. SPIE Storage and Retrieval for Image and Video Databases, 1996.
28. R. Ng and A. Sedighian. Evaluating multi-dimensional indexing structures for images transformed by principal component analysis. Proc. SPIE Storage and Retrieval for Image and Video Databases, 1996.

29. Y. A. Aslandogan and C. T. Yu. Techniques and systems for image and video retrieval. *IEEE Trans. KDE*. 11(1):56–63, 1999.
30. Y. Rui et al. Relevance feedback: A power tool for interactive content-based image retrieval. *IEEE Trans. Circ. Sys. Video Tech.* 8(5):644–655, 1998.
31. J. Huang, S. Kumar, and M. Metra. Combining supervised learning with color correlograms for content-based image retrieval. *Proc. ACM Multimedia '95*. 325–334, 1997.
32. R. Torres and A. Falcao. Content-based image retrieval: Theory and applications. *Revista de Informatica Teorica e Aplicada*. 13(2):161–185, 2006.
33. X. S. Zhou and T. S. Huang. Relevance feedback in image retrieval: A comprehensive review. *Multimedia Systems* 8:536–544, 2003.
34. C. Lopez-Pujalte, V. Bote, and F. Anegon. Order-based Witness functions for genetic algorithms applied to relevance feedback. *J. Am. Soc. Info. Sci. and Tech.* 54(2):152–160, 2003.
35. Y. Rui et al. A power tool in interactive content-based image retrieval. *IEEE Trans. Cir. Sys. Video Tech.* 8(5):644–655, 1998.
36. I. Cox et al. The Bayesian image retrieval system, PicHunter: Theory, implementation, and psychophysical experiments. *IEEE Trans. Image Processing*. 9(1):20–37, 2000.
37. S. Tong and E. Chang. Support vector machine active learning for image retrieval. *Proc. 9th ACM Int. Conf. Multimedia*. 107–118, 2001.
38. J. Huang et al. Spatial color indexing and applications. *Int. J. Computer Vision* 35(3):245–268, 1999.
39. G. Pass and R. Zabith. Comparing images using joint histograms. *Multimedia Systems*. 7:234–240, 1999.
40. W. Niblack et al. Querying images by content using color, texture, and shape. *SPIE Conf. Storage and Retrieval for Image and Video Database*. 1908:173–187, 1993.
41. G. Pass and R. Zabith. Histogram refinement for content based image retrieval. *IEEE Workshop on Applications of Computer Vision*. 96–102, 1996.
42. J. Huang et al. Image indexing using color correlogram. *IEEE Int. Conf. Computer Vision and Pattern Recognition (Puerto Rico)*. 762–768, 1997.
43. P. Howarth et al. Medical image retrieval using texture locality and colour. *CLEF2004–LNCS 3491*. 740–749, 2005.
44. B. S. Manjunath and J. R. Ohm. Color and texture descriptors. *IEEE Trans. Cir. Sys. Video Tech.* 11:703–715, 2001.
45. J. R. Smith and S.-F. Chang. Automated binary texture feature sets for image retrieval. *Proc. ICASSP (Atlanta)*, 1996.
46. R. M. Haralick, K. Shanmugam, and I. Dinstein. Texture features for image classification. *IEEE Trans. Sys., Man., and Cyb.* SMC-3(6):610–621, 1973.
47. H. Tamura, S. Mori, and T. Yamawaki. Texture features corresponding to visual perception. *IEEE Trans. Sys., Man., and Cyb.* SMC-8(6):460–473, 1978.
48. X. Tang. Texture information in run-length matrices. *IEEE Trans. Image Processing* 7(11):1602–1609, 1998.
49. A. Laine and J. Fan. Texture classification by wavelet packet signatures. *IEEE Trans. PAMI*. 15(11):1186–1191, 1993.
50. T. Chang and C. C. J. Kuo. Texture analysis and classification with tree-structured wavelet transform. *IEEE Trans. Image Processing*. 2(4):429–441, 1993.
51. J. G. Daugman. Complete discrete 2D Gabor transforms by neural networks for image analysis and compression. *IEEE Trans. ASSP*. 36:1169–1179, 1988.
52. B. S. Manjunath and W. Y. Ma. Texture features for browsing and retrieval of image data. *IEEE Trans. PAMI*. 18(8):837–842, 1996.
53. J. Francos. Orthogonal decompositions of 2D random fields and their applications in 2D spectral estimation. In N. K. Bose and C. R. Rao (Eds.), *Signal Processing and its Applications*. North Holland. 20–27, 1993.
54. F. Liu and R. W. Picard. Periodicity, directionality, and randomness: Wold features for image modeling and retrieval. *IEEE Trans. PAMI*. 18(7):722–733, 1996.
55. P. P. Ohanian and R. C. Dubes. Performance evaluation for four classes of texture features. *Pattern Recognition*. 25(8):819–833, 1992.
56. C. Shyu et al. ASSERT: A physician-in-the-loop content based retrieval system for HRCT image databases. *Comput. Vis. Image Understand.* 75(1–2):111–132, 1999.

57. J. Mao and A. K. Jain. Texture classification and segmentation using multiresolution simultaneous autoregressive models. *Pattern Recognition*. 25(2):173–188, 1992.
58. J. Weszka, C. Dyer, and A. Rosenfeld. A comparative study of texture measures for terrain classification. *IEEE Trans. Sys., Man., and Cyb.* SMC-6(4):269–285, 1976.
59. A. P. Pentland. Fractal-based description of natural scenes. *IEEE Trans. PAMI*. 6(6):661–674, 1984.
60. C. Chatfield and A. Collins. *Introduction to multivariate analysis*. Chapman & Hall, 1983.
61. E. Persoon and K. Fu. Shape discrimination using Fourier descriptors. *IEEE Trans. Sys., Man., and Cyb.* 7:170–179, 1977.
62. H. Kauppinen, T. Seppänen, and M. Pietikainen. An experimental comparison of autoregressive and Fourier-based descriptors in 2D shape classification. *IEEE Trans. PAMI*. 17(2):201–207, 1995.
63. E. M. Arkin et al. An efficiently computable metric for comparing polygonal shapes. *IEEE Trans. PAMI*. 13(3), 1991.
64. A. Pentland, R. W. Picard, and S. Sclaroff. *Photobook: Content-based manipulation of image databases*. Int. J. Computer Vision, 1996.
65. S. Abbasi, F. Mokhtarian, and J. Kittler. Enhancing CSS-based shape retrieval for objects with shallow concavities. *Image and Vision Computing*. 18(3):199–211, 2000.
66. F. Mokhtarian and S. Abbasi. Shape similarity retrieval under affine transforms. *Pattern Recognition* 35(1):31–41, 2002.
67. Z. You and A. K. Jain. Performance evaluation of shape matching via chord length distribution. *Computer Vision, Graphics, Image Processing*. 28:185–198, 1984.
68. A. K. Jain. *Fundamentals of Digital Image Processing*. Prentice Hall, 1986.
69. N. Arica and F. Vural. BAS: A perceptual shape descriptor based on the beam angle statistics. *Pattern Recognition Letters*. 24(9–10):1627–1639, 2003.
70. G. C.-H. Chuang and C.-C. J. Kuo. Wavelet descriptor of planar curves: Theory and applications. *IEEE Trans. Image Processing*. 5(1):56–70, 1996.
71. M. K. Hu. Visual pattern recognition by moment invariants, *computer methods in image analysis*. IRE Trans. Info. Theory 8, 1962.
72. L. Yang and F. Algrethsen. Fast computation of invariant geometric moments: A new method giving correct results. *Proc. IEEE Int. Conf. on Image Processing*. Austin, Texas, 1994.
73. Y. S. Kim and W. Y. Kim. Content-based trademark retrieval system by using visually salient feature. *Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition*. 307–312, 1997.
74. L. Prasad. *Morphological analysis of shapes*. CNLS Research Highlights. Los Alamos National Laboratory, 1997.
75. D. H. Ballard and D. M. Brown. *Computer Vision*. Prentice Hall, 1982.
76. S.-K. Chang. *Principles of Pictorial Information Systems Design*. Prentice Hall International Editions, 1989.
77. S. K. Chang, Q. Y. Shi, and C. Y. Yan. Iconic indexing by 2D strings. *IEEE Trans. PAMI*. 9(3):413–428, 1987.
78. H. Samet. The quadtree and related hierarchical data structures. *ACM Computing Surveys*. 16(2):187–260, 1984.
79. V. N. Gudivada and V. V. Raghavan. Design and evaluation of algorithms for image retrieval by spatial similarity. *ACM Trans. Info. Sys.* 13(2):115–144, 1995.
80. M. E. Mattie et al. PathMaster: Content-based cell image retrieval using automated feature extraction. *J. Am. Med. Informatics Assoc.* 7(4):404–415, 2000.
81. Q. Wang, V. Megalooikonomou, and D. Kontos. A medical image retrieval framework. *Proceedings of the IEEE Workshop on Machine Learning for Signal Processing (MLSP'05)*. 233–238, 2005.
82. C. Brodley et al. Content-based retrieval from medical image databases: A synergy of human interaction, machine learning and computer vision. *Proc. the 10th National Conf. on Artificial Intelligence*. 760–767, 1999.
83. A. Marchiori et al. CBIR for medical images—An evaluation trial. *Proc. IEEE Workshop on Content-Based Access of Image and Video Libraries*. 89–93, 2001.
84. I. el-Naqa et al. A similarity learning approach to content-based image retrieval: Application to digital mammography. *IEEE Tran. Med. Imaging*. 23(10):1233–1244, 2004.
85. S. T. C. Wong. CBIR in medicine: Still a long way to go. *Proc. IEEE Workshop on Content-Based Access of Image and Video Libraries*. 114, 1998.

86. S. T. C. Wong and H. K. Huang. Design methods and architectural issues of integrated medical image data basesystems. *Computerized Medical Imaging and Graphics*.20(4):285–299, 1996.
87. T. Glatard, J. Montagnat, and I. E. Magnin. Texture based medical image indexing and retrieval: Application to cardiac imaging. *Proc. 6th ACM SIGMM Int. Workshop on Multimedia Info. Retrieval*.135–142, 2004.
88. M. M. Rahman, P. Bhattacharya, and B. C. Desai. A framework for medical image retrieval using machine learning and statistical similarity matching techniques with relevance feedback. *IEEE Trans. Info. Tech. Biomed.*11(1):58–69, 2007.
89. C. H. Li and P. C. Yuen. Regularized color clustering in medical image database. *IEEE Trans. Med. Imag.*19(11):1150–1155, 2000.
90. S. Tamai. The color of digital imaging in pathology and cytology. *Digital Color Imaging in Biomedicine*, no.2:61–66, 2001.
91. H. K. Choi et al. Design of the breast carcinoma cell bank system. *Proc. 6th Int. Workshop on Enterprise Networking and Computing in Healthcare Industry (HEALTHCOM'04)*.88–91, 2004.
92. F. Schnorrenberg et al. Content-based retrieval of breast cancer biopsy slides. *Tech. and Health Care*. 8:291–297, 2000.
93. L. Zheng et al. Design and analysis of a content-based pathology image retrieval system. *IEEE Trans. Info. Tech. Biomed.* 7(4):249–255, 2003.
94. H. L. Tang, R. Hanka, and H. S. Ip. Histological image retrieval based on semantic content analysis. *IEEE Trans. Info. Tech. Biomed.* 7(1):26–36, 2003.
95. R. W. K. Lam et al. An iconic and semantic content based retrieval system for histological images. *VISUAL2000–LNCS*. 1929:384–395, 2000.
96. L. H. Tang et al. Automatic semantic labelling of medical images for content-based retrieval. *Proc. Int. Conf. Artificial Intelligence, Expert Systems and Applications (EXPERTSYS 1998)*.77–82, 1998.
97. L. H. Tang et al. Extraction of semantic features of histological images for content-based retrieval of images. *Proc. IEEE Symp. Computer-Based Medical Systems (CBMS2000)*. Houston, Texas, 2000.
98. M. Nischik and C. Forster. Analysis of skin erythema using true-color images. *IEEE Trans. Med. Imaging*.16(6):711–716, 1997.
99. G. L. Hansen et al. Wound status evaluation using color image processing. *IEEE Trans. Med. Imaging*.16(1):78–86, 1997.
100. M. M. Rahman, B. C. Desai, and P. Bhattacharya. Image retrieval-based decision support system for dermatoscopic images. *Proc. 19th IEEE Symp. on Computer-Based Medical Systems*. 285–290, 2006.
101. M. Nishibori. Problems and solutions in medical color imaging. *Proc. Sec. Int. Symp. Multispectral Imaging and High Accurate Color Reproduction*.9–17, 10–11, 2000.
102. B. V. Dhandra et al. Analysis of abnormality in endoscopic images using combined HIS color space and watershed segmentation. *18th Int. Conf. Pattern Recognition*, 2006.
103. S. Xia et al. An endoscopic image retrieval system based on color clustering method. *Third Int. Symp. Multispectral Image Processing and Pattern Recognition*, *Proc. SPIE*.5286:410–413, 2003.
104. K. B. Kim, S. Kim, and G. H. Kim. Analysis system of endoscopic image of early gastric cancer. *IEEE Trans. Fundamentals of Electronics, Communications Computer Sciences*. E89-A(10):2662–2669, 2006.
105. U. Honmyo et al. Mechanisms producing color change in flat early gastric cancers. *Endoscopy*. 29:366–371, 1997.
106. T. Ogihara et al. Display of mucosal blood flow function and color enhancement based on blood flow index (IHb color enhancement). *Clinical Gastroenterology*. 12:109–117, 1997.
107. S. Tsuji et al. Functional imaging for the analysis of the mucosal blood hemoglobin distribution using electronic endoscopy. *Gastrointest. Endosc.* 34:332–336, 1988.
108. M. P. Tjoa and S. M. Krishnan. Feature extraction for the analysis of colon status from the endoscopic images. *BioMedical Engineering Online*. 2(9):1–17, 2003.
109. Z. L. Chen. *Research on Tongue Diagnosis*. Shanghai Science and Technology Publishing House, 1982.
110. G. Maciocia. *Tongue Diagnosis in Chinese Medicine*. Eastland Press, 1995.
111. L. S. Shen et al. Image analysis for tongue characterization. *Chinese J. Electronics*. 12(3):317–323, 2003.
112. N. M. Li et al. The contemporary investigations of computerized tongue diagnosis. In *Handbook of Chinese Tongue Diagnosis*. Shed-Yuan Publishing. 1315–1317, 1994.
113. B. G. Wei et al. Recent progresses in analysis of tongue manifestation for traditional Chinese medicine. *Chinese J. Biomed. Eng.* 14(2): 55–64, 2005.

114. B. Pang, D. Zhang, and K. Wang. Tongue image analysis for appendicitis diagnosis. *Info. Sci.* 175:160–176, 2005.
115. C. H. Li and P. C. Yuen. Tongue image matching using color content. *Pattern Recognition*. 35:407–419, 2002.
116. Y. G. Wang et al. An image analysis system for tongue diagnosis in traditional Chinese medicine. *CIS 2004, LNCS 3314*. 1181–1186, 2004.
117. C. C. Chiu. A novel approach based on computerized image analysis for traditional Chinese medical diagnosis of the tongue. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*. 61:77–89, 2000.
118. J. H. Jang et al. Development of the digital tongue inspection system with image analysis. *Proc. Second Joint EMBS/BMES Conf.* 1033–1034, 2002.
119. A. M. Wang. *Research on Image Analysis for Tongue Characterization*. Ph.D dissertation, Beijing Polytechnic University, 2001.
120. X. F. Zhang. *The Primary Study of Classification and Recognition on Tongue Manifestation in Traditional Chinese Medicine*. Ph.D dissertation, Beijing University of Technology, 2006.
121. B. G. Wei. *Research on Color Reproduction and Analysis of Texture, Shape and State of Tongue for Traditional Chinese Medicine*. Ph.D dissertation, Beijing University of Technology, 2005.
122. H. Muller et al. Integrating content-based visual access methods into a medical case database. *Proc. Medical Informatics Europe Conf.* 480–485, 2003.
123. A. Rosset et al. Casimage project—A digital teaching Wles authoring environment. *J. Thoracic Imaging*. 19(2):1–6, 2004.
124. P. Clough, H. Muller, and M. Sanderson. The CLEF2004 cross-language image retrieval track. *Proc. 5th Workshop Cross-Language Evaluation Forum, CLEF 2004*. 3491:597–613, 2004.
125. D. Xu et al. Run-length encoding for volumetric texture. *Proc. VIIP*, 2004.
126. T. M. Lehmann et al. Similarity of medical images computed from global feature vectors for content-based retrieval. *Proc. KES2004-LNAI*. 3214:989–995, 2004.
127. D. S. Raicu et al. A texture dictionary for human organ tissues classification. *Proc. 8th World Multiconf. on Sys. Cyb. and Info. (SCI2004)*. 2004.
128. W. Tsang et al. Texture-based image retrieval for computerized tomography databases. *Proc. 18th IEEE Symp. Computer-Based Medical Systems (CBMS'05)*. 593–598, 2005.
129. S. Orphanoudakis, C. Chronaki, and D. Vamvaka. I2Cnet: Content-based similarity search in geographically distributed repositories of medical images. *Computerized Medical Imaging and Graphics*. 20(4):193–207, 1996.
130. P. A. Freeborough and N. C. Fox. MR image texture analysis applied to the diagnosis and tracking of Alzheimer's disease. *IEEE Trans. Med. Imag.* 17(3):475–479, 1998.
131. J. C. Felipe, A. J. M. Traina, and C. Traina. Retrieval by content of medical images using texture for tissue identification. *Proc. 16th IEEE Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS'03)*. 175–180, 2003.
132. D. M. Kwak et al. Content-based ultrasound image retrieval using a coarse to fine approach. *Ann. N.Y. Acad. Sci.* 980:212–224, 2002.
133. M. A. Sheppard and L. Shih. Efficient image texture analysis and classification for prostate ultrasound diagnosis. *Proc. IEEE Conf. Computational Systems Bioinformatics*. 7–8, 2005.
134. H. Alto, R. M. Rangayyan, and J. E. Leo Desautels. Content-based retrieval and analysis of mammographic masses. *J. Electronic Imaging*. 14(2):023016–1–17, 2005.
135. S. Xia et al. A content-based retrieval system for endoscopic images. *Proc. 27th Annual Conf. IEEE EMBS*. 1720–1723, 2005.
136. A. K. Jain and F. Farroknia. Unsupervised texture segmentation using Gabor filters. *Pattern Recognition*. 24(12):1167–1186, 1991.
137. C. G. Zhao et al. Liver CT-image retrieval based on Gabor texture. *Proc. 26th Annual Conf. IEEE EMBS*. 1491–1494, 2004.
138. D. Zhao, Y. Chen, and H. Correa. Statistical categorization of human histological images. *Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing (ICIP'05)*. 628–631, 2005.
139. S. Antani et al. Evaluation of shape similarity measurement methods for spine X-ray images. *J. Vis. Commun. Image R.* 15, 285–302, 2004.
140. D. Comaniciu, D. Foran, and P. Meer. Shape-based image indexing and retrieval for diagnostic pathology. *Proc. 14th Int. Conf. Pattern Recognition*. 902–904, 1998.

141. R. M. Rangayyan et al. Measures of acutance and shapefor classification of breast tumors. *IEEE Trans. Med.mag.* 16(6):799–810, 1997.
142. S. Ciatto, L. Cataliotti, and V. Distanto. Nonpalpablelesions detected with mammography: Review of 512 consecutivecases. *Radiol.* 165(1):99–102, 1987.
143. R. M. Rangayyan and S. G. Elkadiki. Algorithm for thecomputation of region-based image edge profileacutance. *J. Electron. Imag.* 4(1):62–70, 1995.
144. M. K. Hu. Visual pattern recognition by moment invariants.In J. K. Aggarwal, R. O. Duda, and A. Rosenfeld. *Computer Methods in Image Analysis.* IEEE Computer Society, 1977.
145. R. C. Gonzalez and R. E. Woods. *Digital Image Processing.* Prentice Hall, 2002.
146. S. Zhu and G. Schaefer. Thermal medical image retrievalby moment invariants. *Int. Symp. Biol. Med. Data Anal.* LNCS 3337:182–187, 2004.
147. S. Maitra. Moment invariants. *Proc. IEEE* 67:697–699, 1979. 148. G. Schaefer, S. Y. Zhu, and S. Ruzsala. Visualisation of medical infrared image databases. *Proc. 27th Annual Conf. IEEE EMBS.* 634–637, 2005.
149. G. P. Robinson et al. Medical image collection indexing: Shape-based retrieval using KD-trees. *Comput. Vis. Graphics Image Proces.* 20(4):209–217, 1996.
150. A. J. M. Traina et al. Content-based image retrieval using approximate shape of objects. *Proc. 17th IEEE Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS'04).* 91–96, 2004.
151. W. Zhang et al. Shape-based indexing in a medical imagedatabase. *Proc. IEEE Workshop Biomed. Image Analysis.* 221–230, 1998.
152. J. Felipe et al. Effective shape-based retrieval and classification of mammograms. *Proc. 2006 ACM Symp. Applied Computing.* 250–255, 2006.
153. P. Korn et al. Fast and effective retrieval of medical tumor shapes. *IEEE Trans. KDE.* 10(6), 1998.
154. J. Z. Wang. PathWnder: Multiresolution region-based searching of pathology images using IRM. *J. Am. Med. Informatics Asso. (AMIA)–Proc. AMIA Annual Symp., 2000 Symposium Suppl.* Los Angeles, CA. 883–887, 2000.
155. C. Ng and G. Martin. Content–description interfaces for medical imaging. *Technical Report CS–RR–383.* Coventry, U.K. 2001.
156. W. Liu and Q. Tong. Medical image retrieval using salient point detector. *Proc. 2005 IEEE EMBS 27th Annual Conference.* Shanghai, China. 6352–6355, 2005.
157. S. Chu, S. Narayanan, and C.-C. Kuo. Efficient rotation invariant retrieval of shapes with applications in medical databases. *Proc. 19th IEEE Symp. Computer-Based Medical Systems (CBMS'06).* 673, 678, 2006.
158. P. A. Mlsna and N. M. Sirakov. Intelligent shape feature extraction and indexing for efficient content-based medical image retrieval. *Proc. 6th IEEE Southwest Symp. Image Analysis Interpretation.* 172–176, 2004.
159. B. Fischer et al. Content-based image retrieval by matching hierarchical attributed region adjacency graphs. *Proc. SPIE–Medical Imaging: Image Processing.* 5370:598–606, 2004.
160. J. K. Udupa and G. T. Herman. *3D Imaging in Medicine.* CRC Press, 2000.
161. J. Kim et al. A new way for multidimensional medical data management: Volume of interest (VOI)–based retrieval of medical images with visual and functional features. *IEEE Trans. Info. Tech. Biomed.* 10(3):598–607, 2006.
162. Y. Liu et al. Semantic-based biomedical image indexing and retrieval. In L. Shapiro, H. Kriegel, and R. Veltkamp (Eds.). *Trends and Advances in Content-Based Image and Video Retrieval.* Springer, 2004.
163. Y. Liu, R. T. Collins, and W. E. Rothfus. Robust midsagittal plane extraction from normal and pathological 3D neuroradiology images. *IEEE Trans. Med. Imag.* 20(3):175–192, 2001.
164. Y. Liu, W. E. Rothfus, and T. Kanade. Content-based 3D neuroradiologic image retrieval: Preliminary results. *Proc. IEEE Workshop Content-based Access of Image and Video Libraries, in Conjunction with Int. Conf. Computer Vision.* 91–100, 1998.
165. J. Declerck et al. Automatic retrieval of anatomical structures in 3D medical images. *Technical Report 2485, INRIA.* Sophia-Antipolis, France, 1995.
166. A. Guimond and G. Subsol. Automatic MRI database exploration and applications. *Int. J. Pattern Recog. Artif. Intell.* 11, 1997:1345–1365.
167. V. Megalooikonomou, H. Dutta, and D. Kontos. Fast and effective characterization of 3D region data. *Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing (ICIP'02).* 421–424, 2002.

168. S. Minoshima et al. An automated method for rotational correction and centering of three-dimensional functional brain images. *J. Nucl. Med.* 33:1579–1585, 1992.
169. S. Minoshima et al. Automated detection of the intercommissural line for stereotactic localization of functional brain images. *J. Nucl. Med.* 34:322–329, 1993.
170. S. Minoshima et al. Anatomic standardization: Linear scaling and nonlinear warping of functional brain images. *J. Nucl. Med.* 35:1528–1537, 1994.
171. I. G. Zubal et al. Computerized three-dimensional segmented human anatomy. *Med. Phys.* 21:299–302, 1994.
172. T. M. Lehmann et al. Extended query refinement for content-based access to large medical image databases. *Proc. SPIE–Medical Imaging: PACS and Imaging Informatics*. 5371(15):90–98, 2004.
173. W. W. Chu, A. F. Cardenas, and R. K. Taira. KMED: Knowledge-based multimedia medical distributed database system. *Info. Sys.* 19(4):33–54, 1994.
174. S. Aksoy et al. Interactive classification and content-based retrieval of tissue images. *Proc. SPIE–Applications of Digital Image Processing XXV*. 4790:71–81, 2002.
175. R. Chbeir and F. Favetta. A global description of medical image with high precision. *Proc. IEEE Int. Symp. Bio-Informatics and Biomedical Engineering (BIBE'2000)*. 289–296, 2000.
176. R. Chbeir, Y. Amghar, and A. Flory. MIMS: A prototype for medical image retrieval. *Proc. 6th Int. Conf. Content Based Multimedia Information Access, RIAO'2000*. 846–861, 2000.
177. E. Petrakis. Content-based retrieval of medical images. *Int. J. Comput. Res.* 11(2):171–182, 2002.
178. W. W. Chu et al. Knowledge-based image retrieval with spatial and temporal constructs. *IEEE Trans. KDE*. 10(6):872–888, 1998.
179. P. M. Willy and K. H. Küfer. Content-based medical image retrieval (CBMIR): An intelligent retrieval system for handling multiple organs of interest. *Proc. 17th IEEE Symp. Computer-Based Medical Systems (CBMS'04)*. 103–108, 2004.
180. C. R. Shyu et al. ASSERT: A physician-in-the-loop content-based retrieval system for HRCT image databases. *Computer Vision and Image Understanding*. 75(1/2):111–132, 1999.
181. C. R. Shyu et al. Using human perceptual categories for content-based retrieval from a medical image database. *Computer Vision and Image Understanding*. 88:119–151, 2002.
182. A. S. Barb, C. R. Shyu, and Y. P. Sethi. Knowledge representation and sharing using visual semantic modeling for diagnostic medical image databases. *IEEE Trans. Info. Tech. Biomed.* 9(4):538–553, 2005.
183. E. Stern and S. Swensen. High Resolution CT of the Chest: Comprehensive Atlas. 2nd ed. Lippincott, Williams & Wilkins, 2000.
184. W. Webb, N. Muller, and D. Naidich. High-Resolution CT of Lung. Lippincott-Raven, 1996.
185. K. K. T. Cheung et al. An object-oriented framework for content-based image retrieval based on 5-tier architecture. *Proc. Asia-Pac Software Eng. Conf.* 99:174–177, 1999.
186. R. W. K. Lam et al. A multi-window approach to classify histological features. *Proc. Int. Conf. Pattern Recognition* 2:259–262, 2000.
187. K. K. T. Cheung et al. A software framework for combining iconic and semantic content for retrieval of histological images. *VISUAL 2000–LNCS* 1929:488–499, 2000.
188. L. H. Tang et al. An intelligent system for integrating semantic and iconic features for image retrieval. *Proc. Computer Graphics International*. 240–245, 2001.
189. L. Tan et al. Integration of intelligent engines for a large scale medical image database. *Proc. 13th IEEE Symp. Computer-Based Medical Systems*. 235–240, 2000.
190. M. C. Jaulent et al. A property concept frame representation for flexible image content retrieval in histopathology databases. *Proc. Annual Symp. Am. Soc. Med. Informatics (AMIA)*. 379–383, 2000.
191. H. Shao, W. C. Cui, and L. Tang. Medical image description in content-based image retrieval. *Proc. 27th Annual Conf. IEEE EMBS*. 6336–6339, 2005.
192. T. M. Lehmann et al. Content-based image retrieval in medical applications. *Methods Inf. Med.* 4:354–361, 2004.
193. D. Keysers et al. A statistical framework for model-based image retrieval in medical applications. *J. Electronic Imaging*. 12(1):59–68, 2003.
194. C. Hsu, W. Chu, and R. Taira. A knowledge-based approach for retrieving images by content. *IEEE Trans. KDE*., 1996.

195. R. Chbeir and F. Favetta. A global description of medical imaging with high precision. *IEEE Trans. Sys., Man, Cyb. - Part B: Cybernetics*. 33(5):752-757, 2003.
196. R. Chbeir et al. A hyper-spaced data model for content and semantic-based medical image retrieval. *Proc. ACS/IEEE Int. Conf. Computer Systems and Applications*. 161-167, 2001.
197. International Classification of Diseases, 10th Revision. <http://www.who.int/classifications/icd/en> 198. B. L. Humphreys (Ed.). *UMLS Knowledge Sources - First Experimental Edition Documentation*. National Library of Medicine, 1990.
199. R. Chbeir, Y. Amghar, and A. Flory. System for medical image retrieval the MIMS model. *Proc. 3rd Int. Conf. Visual (VISUAL'99)*, LNCS 1614. 37-42, 1999.
200. S. Atnafu, R. Chbeir, and L. Brunie. Content-based and metadata retrieval in medical image database. *Proc. 15th IEEE Symp. Computer-Based Medical Systems (CBMS2002)*. 327-332, 2002.
201. R. Chbeir, S. Atnafu, and L. Brunie. Image data model for an efficient multi-criteria query: A case in medical databases. *Proc. 14th Int. Conf. Scientific Statistical Database Management (SSDBM'02)*. 165-174, 2002.
202. T. Lehmann et al. The IRMA code for unique classification of medical images. *Proc. SPIE*. 5033:440-451, 2003.
203. S. C. Orphanoudakis, C. Chronaki, and S. Kostomanolakis. I2C: A system for the indexing, storage, and retrieval of medical images by content. *Med. Informatics*. 19(2):109-122, 1994.
204. E. Ei-Kwae, H. Xu, and M. Kabuka. Content-based retrieval in picture archiving and communication systems. *J. Digital Imaging*. 13(2):70-81, 2000.
205. H. Lowe et al. Automated semantic indexing of imaging reports to support retrieval of medical images in the multimedia electronic medical record. *Meth. Info. Med.* 38(303-7), 1999.
206. H. Muller, C. Lovis, and A. Geissbuhler. The medGIFT project on medical image retrieval. *Proc. 15th IEEE Symp. Computer-Based Medical Systems (CBMS2002)*. 321-326, 2002.
207. H. Muller et al. Comparing feature sets for content-based image retrieval in a medical case database. *Proc. SPIE2004*, 2004.
208. <http://www.gnu.org/software/gift>
209. <http://www.mrml.net>
210. D. Feng. Information technology applications in biomedical functional imaging. *IEEE Trans. Info. Tech. Biomed.* 3(3):221-230, 1999.
211. D. Feng et al. Techniques for functional imaging. In C. T. Leondes (Ed.). *Medical Imaging Techniques and Applications*. Gordon and Breach International Series in Engineering, Technology and Applied Science. Gordon and Breach Science Publishers. 85-145, 1997.
212. W. Cai, D. Feng, and R. Fulton. Content-Based Retrieval of Dynamic PET Functional Images. *IEEE Trans. Info. Tech. Biomed.* 4(2):152-158, 2000.
213. S. C. Huang et al. Non-invasive determination of local cerebral metabolic rate of glucose in man. *Amer. J. Physiol.* 238: E69-E82, 1980.
214. D. Feng et al. An evaluation of the algorithms for determining local cerebral metabolic rates of glucose using positron emission tomography dynamic data. *IEEE Trans. Med. Imag.* 14:697-710, 1995.
215. J. Bezdek. *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithm*. Kluwer, 1981.
216. J. Kim et al. An objective evaluation framework for segmentation techniques of functional positron emission tomography studies. *IEEE NSS-MIC Conf.* 5:3217-3221, 2004.
217. X. Li, D. Feng, and K. Chen. Optimal image sampling schedule: A new effective way to reduce dynamic image storage and functional image processing time. *IEEE Trans. Med. Imag.* 15(5):710-719, 1996.
218. D. Feng, W. Cai, and R. Fulton. An optimal image sampling schedule design for cerebral blood volume and partial volume correction in neurologic FDG-PET studies. *Aust. N.Z. J. Med.* 28:361, 1998.