

## تصنيف أنماط مخطط القلب الصوتي

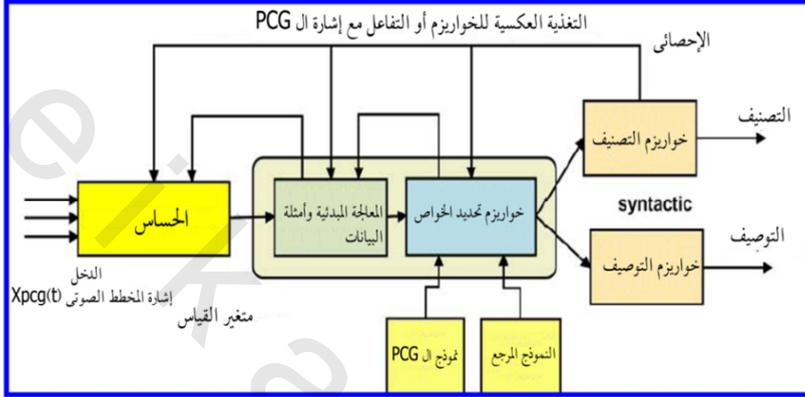
### (٦,١) مقدمة

لقد كان تصنيف أنماط مخطط القلب الصوتي، والمعروف أيضاً بالتعرف على الأنماط التسمعية، واحداً من الطرق الفعالة المعتمدة على الحاسب، والمطبقة في أنظمة دعم القرار الطبي. وبالطبع، فيعتمد تصنيف المخطط الصوتي للقلب على خواص صوت القلب. يمكن التعبير عن خواص المخطط القلبي للصوت كمجموعة من القياسات الكهربائية للملاحظات الصوتية للقلب.

كما يمكن التعبير عن هذه القياسات بالكميات الاتجاهية، بل يمكن أيضاً أن يتم الحصول على خواص البيانات من تطبيق خواريزم لاستخلاص هذه الخواص، أو عن طريق عامل أو مشغل يقوم بإدخال مجموعة بيانات الـ PCG وقد يتطلب ذلك مجهوداً حسابياً وقد تحتوي الخواص المستخلصة على بعض الأخطاء، أو الضوضاء ويمكن التعبير عن هذه الخواص بمتغيرات مستمرة، أو متقطعة، أو ثنائية متقطعة.

ويعرض الشكل رقم (٦,١) مخططاً صندوقياً أساسياً لطريقة تصنيف نماذج مخطط القلب الصوتي، حيث يكون الدخل للنظام إشارة فيسيولوجية تمثل إشارة مخطط القلب الصوتي السمعية  $X_{pcg}(t)$  كدالة في الزمن، في حين أنه من الممكن أن يكون

خرج نظام التعرف ممثلاً إحصائياً أو تعبيرياً، ويعتمد هذا على نوع الطريقة الحسابية المستخدمة في استخلاص الخواص.



الشكل رقم (٦,١). يوضح عناصر نظام أساسي للتعرف على نماذج مخطط القلب الصوتي ومخطط تدفق الإشارة، الذي يمثل الاستراتيجية الأساسية لتصنيف إشارة مخطط القلب الصوتية.

وفي البداية، فإن خواص المخطط الصوتي للقلب من الممكن أن تكون نماذج منخفضة المستوى ونماذج عالية المستوى ومن أمثلة النماذج المنخفضة المستوى للمخطط الصوتي للقلب شدة الإشارة، التي يتم اكتسابها من نظام اكتساب البيانات الطبية كإشارة كهربية، أو يمكن أن تكون مسجلة كإشارة اهتزاز ومن أمثلة النماذج العالية المستوى طيف الاهتزازات، وطور التأخير لإشارة الـ PCG، والشكل العام للطاقة.

وعلى العموم، فإن التعرف على نماذج الـ PCG يمكن تفسيره بطريقتين. النوع الأكثر شيوعاً على التعرف على النماذج في أي نوع من مجموعات الـ PCG ويطلق عليه التعرف على أنماط الـ PCG المنتظم. والذي يميز بين القمم الصوتية كمصادر للإثارة ديناميكية الدورة الدموية، ويطلق عليها أيضاً التجميع المتكيف للنماذج الذي يضخم ويلاحظ الخواص الطيفية المصاحبة مع الشكل الموجي المضطرب للـ PCG ويفرق بينها كمؤشرات إكلينيكية تشخيصية أو خواص تسمعية.

## (٦,٢) طرق تصنيف أنماط المخطط الصوتي للقلب

يحتوي طيف المخطط الصوتي للقلب على عدد كبير من أصناف التوافقات المحددة التي قد تكون مفيدة في تحديد طرق التجميع في أي خواريزم لتصنيف البيانات. وتنتمي معظم هذه الأطياف تنتمي إلى أمراض صمامية محددة لها مستوى طاقة (شدة) مميز في مخطط تحويل فورير للأزمنة القصيرة STFT، وتكون هذه نقطة جاذبة يمكن اعتبارها عندما يتعلق الأمر بمتغيرات التجميع.

وسيوجه هذا الأمر إلى حد كبير خواريزم التصنيف إلى قيمة أنثروبي مستقرة وتقع خواص المعلومات الطيفية للـ PCG من خلال مجال ترددي يمتد من (٥٤) حتى (٥٢٠) هرتز ويعتمد هذا المجال على الواجهة مع سماعة الطبيب وتحديدية محولات البيانات في نظم التجهيز.

ويتم اعتبار هذه المعايير قواعد أساسية لطرق تصنيف نماذج مخطط القلب الصوتي التي يمكن فيها الاعتماد على الخواص الترددية (الطيفية) التي يمكن تحديدها. ويوضح الشكل رقم (٦,٢) رسماً صندوقياً عاماً لنظام تصنيف طيفي [81]، حيث يمكن استنتاج العديد من النماذج من إشارة متجه دخل الـ PCG التي تتم معالجتها باستخدام مرشح ذي استجابة محددة الطول FIR. والنماذج الأكثر تعرفاً في الـ PCG هي القمم الانقباضية والانبساطية وقبل الانقباضية وبعد الانبساطية للأصوات S1، و S2، و S3، و S4. ويفضّل معظم خبراء القلب التشخيص الأساسي لإشارة الـ PCG التي تعتمد على قمتين منفصلتين للـ PCG وهما S1 و S2. ولذلك، فإنهم يستطيعون تحديد الاضطرابات في ديناميكية الدم بالطريقة المناسبة. بالإضافة لذلك فإنه يمكنهم حاجة الطابع الطيفي الذي يمكن توجيهه في ثلاث مخططات (فوق الطيف، وتحت الطيف، وفي وسط الطيف). وتمثل هذه المقاطع الطيفية كثافة التوافقات للشكل الموجي للـ PCG على مدار فترة زمنية محددة.

وتعطى العلاقة بين قمتين من قمم الـ PCG مؤشراً محددًا لشكل تجميع الـ Mj- PCG لإشارة المخطط الصوتي للقلب التي تقوم بدورها بتطبيق التجميع التجزيئي لمتجه الدخل [81].

ويتم تصنيف ترددات اللغظ الانقباضي والانبساطي تبعاً للمجال الترددي الذي يحتوي أعلى قيمة قدرة في العشرات من الانقباضات، أو الانبساطات، والمقابلة للقيم العظمى الموجودة في الفترة الانقباضية SI، والفترة الانبساطية DI، أو SI/DI. إذا وجدت القيمة العظمى للقدرة في واحد من المجالين الأقل تردداً (اللذين يحتويان ترددات أقل من ١٢٥ هرتز)، فيتم تصنيف اللغظ على أنه لغظ ذو تردد منخفض. أما إذا وجدت القيمة العظمى للقدرة في واحد من الثمانية مجالات ذات الترددات العليا (التي تحتوي ترددات أعلى من ٢٥٠ هرتز)، فيتم تصنيف اللغظ على أنه لغظ ذو تردد عالٍ. أما إذا لم تكن الحالة الموجودة واحدة من الحالات السابقة فيتم تصنيف اللغظ على أنه لغظ ذو تردد متوسط [45].

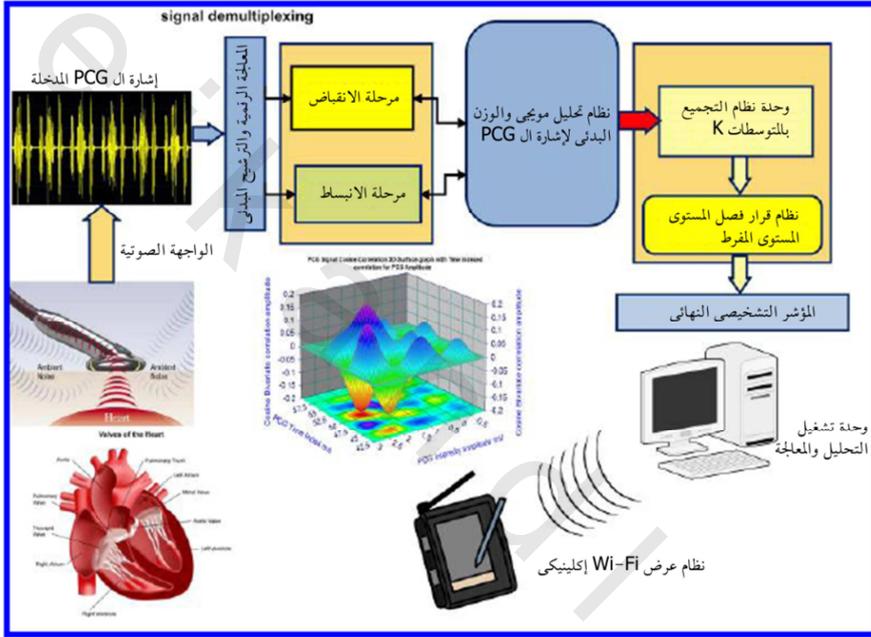
### (٦،٣) طريقة التجميع بالمتوسطات K

يختلف التجميع بالمتوسطات [66] K عن التجميع الهرمي في جانبين مهمين: أولاً إن التجميع بالمتوسطات K يتطلب البدء بمعرفة عدد K من المجموع. ثانياً، ليس هناك من طريقة هرمية، ولكن بدلاً من ذلك تُقسَّم مجموعة البيانات إلى عدد K من المجموعات الجانبية، وبالتالي يتحدد التجميع عن طريق المسافة بين هذه الأهداف. و لخواريزم التجميع بالمتوسطات K الهيكل التالي عند التطبيق على متجهات بيانات الـ PCG:

١- خصص كل هدف لواحد من المجموع  $K = 1, 2, \dots, k$  بطريقة عشوائية.

٢- احسب المتوسطات لكل واحدة من هذه المجموع.

- ٣- أعد تخصيص كل هدف إلى المجموعة ذات المتوسط الأقرب  $\mu_k$ .
- ٤- ارجع إلى الخطوة الثانية حتى تصل إلى حالة ثبات أو عدم تغير لهذه المتوسطات.



الشكل رقم (٦,٢). يوضح طريقة لتصنيف نماذج إشارة المخطط الصوتي للقلب كما هي متكاملة مع نظام المساعدة الإكلينيكية التشخيصية، أثناء المرحلة الأولى، وهي طريقة فصل المكونات الانقباضية والانبساطية عن طريق إضافة التحليل الموجي، مع تحديد المستوى المفرط باستخدام طريقة المتوسطات  $K$  للتجميع ويمكن أداء التحليل الكامل على لوح المراقبة الطبية ويمكن إرسال البيانات إلى مساعد شخصي رقمي الكامل على لوح المراقبة الطبية ويمكن إرسال البيانات إلى مساعد شخصي رقمي **personal digital assistance, PDA** من خلال بروتوكول الاتصالات اللاسلكي **Wi-Fi**.

ويمكن ضبط خطوة البداية لتسريع عملية التقارب. بدلاً من تخصيص البيانات بطريقة عشوائية، يتم اختيار عدد  $K$  من الأهداف عشوائياً لتكون متوسطات لهذه المجموع، وبعد ذلك تبدأ الخطوات في الحلقة عند الخطوة الثالثة. لاحظ للمرة الثانية أن الخطوات تعتمد على المسافة بين الهدف  $z_i$  والمتوسطات  $\mu_k$  ولاحظ أيضاً أن تجميع فراغ الخواص سيغير أيضاً من النتيجة النهائية للتجميع.

إن إحدى مميزات التجميع بالمتوسطات  $K$  هي أنها سهلة التنفيذ ومن ناحية أخرى فإن هذه الطريقة تعتبر غير مستقرة؛ لأن تنفيذها عدة مرات سيعطي العديد من النتائج المختلفة، بمعنى أنه اعتماداً على الخطوات البدائية العشوائية، فإن الخواريزم سيتقارب إلى حل موضعي مختلف.

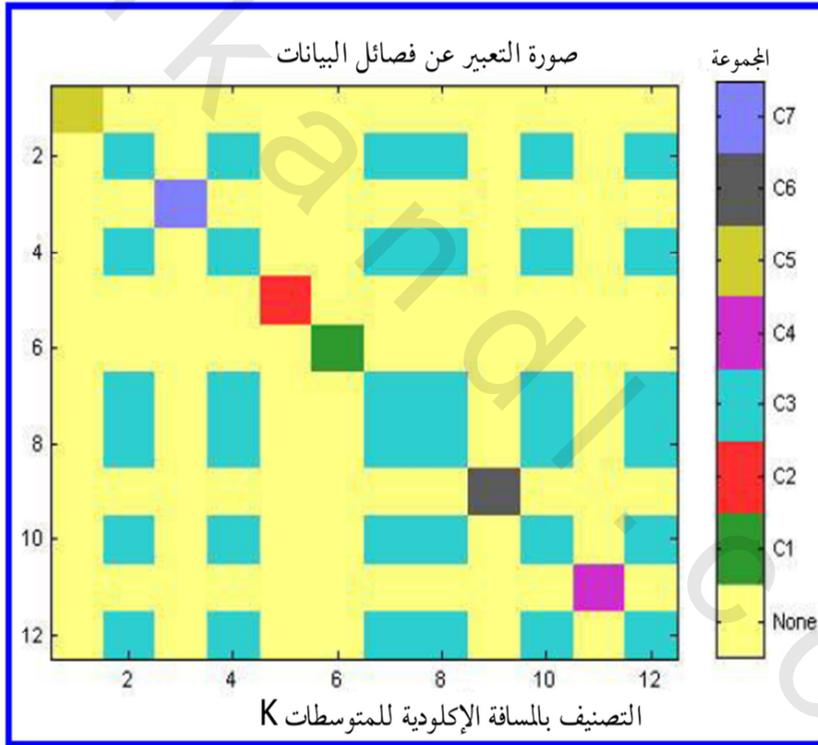
وعلى وجه الخصوص، فعندما يكون عدد كبير من المجموع مطلوباً، يحدث في العادة أن بعض المجموع لا تكتسب دعماً كافياً، وبالتالي يتم إهمالها، ويصبح عدد المجموع الفعالة أقل كثيراً من العدد  $K$ .

ويبين الشكل رقم (٦.٣) نتيجة التجميع بالمتوسطات  $K$  لمجموعة بيانات بسيطة ثنائية الأبعاد، حيث تم بيان المتوسطات بدوائر وفي بداية الخواريزم، أي عند بداية المسار، ينطبق كل متوسط على هدف معين من البيانات. وبعد عشر محاولات، فإن الخواريزم يتوقف متقارباً ونتيجة آخر محاولة مبيّنة بالحرف  $x$  وفي هذه الحالة فإن عدد المجموع في البيانات وعدد المجموع عند البداية  $K=3$  يتطابقان ليقدم حلاً مقبولاً ومتزناً.

#### (٦،٤) خوارزم التصنيف بالمتوسطات الضبابية $C$

إن الأنظمة الهلامية أو الضبابية fuzzy تجد لها الآن العديد من التطبيقات العملية التي تتراوح ما بين التحكم التنظيمي الناعم في العديد الأجهزة الاستهلاكية، مثل: (السيارات، والميكانيكا الكهربائية، ومنتجات ماكينات التفرغ الهوائي)، إلى

النمذجة الدقيقة للأنظمة غير الخطية مثل أنظمة توجيه القذائف، وأجهزة تنفس المرضى، وأنظمة تنظيم ضربات القلب، ووحدات ضخ الإنسيولين [87] وفي الفترة الأخيرة ركزت العديد من الأبحاث على تحليل الإشارات الحيوية وتصنيفها اعتماداً على طرق التصنيف الضبابية، وتحليل الإشارات المتعدد التحديدية، والشبكات العصبية الضبابية المهجنة.



الشكل رقم (٣،٦). يوضح نتيجة التصنيف بالمسافة الإكلودية للمتوسطات K لإشارة دخل PCG والتي تتراوح ما بين الضيق الأورطي AS، والارتجاع المترالي MR، واللغظ الانبساطي، وضيق الصمام الرئوي PS.

لقد كان ظهور خواريزم المتوسطات الضبابية Cfuzzy c means algorithm, [86, 88] ميلادا لكل طرق التجميع المقابلة لخواريزم التجميع الاحتمالي. لقد تم تطوير الإصدار الأول عن طريق دودا Duda وهارت [80] Hart، الذين قاما بتنفيذ تجميع تجزيئي مقابل لتحديد أجزاء مجاميع تجزئية للبيانات (المتوسط C الصلب، أو خواريزم البيانات المتساوية ISODATA). ولكي تتم معاملة البيانات التي تنتمي للعديد من المجاميع بطريقة مناسبة فقد قدم دان [87] Dunn نسخة ضبابية من هذا الخواريزم.

ولقد تم تعميم ذلك مرة أخرى في النسخة الأخيرة لبيزدك [88] Bezdek الذي عرض مقدمته عن وحدة ضبابية البيانات وتعرف خواريزم المتوسطات c الضبابي على أنها سحابة دائرية من النقاط في فراغ له عدد p من الأبعاد، التي تمثل بيانات قناة المخطط الصوتي للقلب من وصف قناتين على الأقل.

ويفترض أن يكون لكل المجاميع الحجم نفسه، ويتم التعبير عن كل مجموعة عن طريق مركزها. ويطلق على هذا التعبير من المجاميع أيضاً النوع المبدئي، الذي في العادة ينظر إليه على أنه الممثل لكل البيانات المخصصة لهذه المجموعة. ويتم استخدام المسافة الإكلودية كمقياس للمسافة بين أي وحدة بيانات والمركز أو النقطة المبدئية.

ويعتمد خواريزم المتوسطات c الضبابي، الذي سيتم شرحه هنا على دوال الهدف J التي هي معايير حسابية تحدد جودة نماذج التجميع التي تتكوّن من المراكز المبدئية وجزء من البيانات.

وتعمل دوال الهدف كدوال تكلفة يجب أن يتم تقليلها بأقصى درجة للحصول على الحل المثالي. لذلك فإن كل واحد من النماذج التالية تعبر دالة الهدف الخاصة به عن خواص مطلوبة لما يجب النظر إليه على أنه أفضل النتائج لخواريزم التجميع.

وفي طريقة التجميع الضبابية، فيجب عملية تجميع بيانات الـ PCG ووضعها في صورة معاملات من أربعة معايير محددة: الشدة، والتردد، والتغير الطيفي، والإزاحة

الطورية. وتسمح هذه المعايير بتقسيم المجاميع المختلفة إلى حلول تجميعية مثالية، وأكثر من تصنيفين لخواص الأصوات القلبية.

وبتحديد هذه المعايير للأمثلة، فإنه يمكن تشكيل هدف التجميع على أنه مسألة بحث عن القيمة المثلى، بمعنى أن الخواريزم يحدد أحسن تحليل لمجموعة البيانات إلى عدد مسبق ومعروف من المجاميع عن طريق تقليل الدالة الهدف لكل منها إلى أقل ما يمكن. تأتي خطوات الخواريزم من طريقة الأمثلة التي يتم تطبيقها للوصول أو الاقتراب من الحل الأمثل J.

ولذلك ففي هذا العرض للمتوسطات c الصلبة، والضبابية، والمحددة، فقد تم شرح الدوال الهدف أولاً. وفي التجميع الضبابي، فإن كل نقطة يكون لها درجة من الانتماء إلى المجاميع، كما هو الحال في المنطق الضبابي، بدلاً من الانتماء الكامل لواحدة فقط من المجاميع. ولذلك فإن النقاط التي على حافة المجموعة من الممكن أن تنتمي إلى المجموعة بدرجة أقل من النقاط التي تكون في مركز المجموعة. ولكل نقطة x يكون هناك معامل يحدد درجة انتماء هذه النقطة للمجموعة رقم k، وهو  $u_{k-x}$  (PCGsignal(x))، وفي العادة يكون مجموع هذه المعاملات يحدد على أنه الوحدة:

$$\forall x \sum_{k=1}^N u_{k(PCG-signal)}(x) = 1 \quad (6,1)$$

على حسب طريقة المتوسطات c الضبابية، فإن مركز مجموعة متجهات بيانات ال PCG يكون هو متوسط كل النقاط مضروباً في درجة انتمائها للمجموعة N وبالنسبة لتحديد مركز المجموعة، الذي يعتبر الخطوة الأساسية في طريقة التصنيف بالمتوسط c:

$$C_k = \frac{\sum_{x-PCG} u_k(x)^m x}{\sum_{x-PCG} u_k(x)^m} \quad (6,2)$$

وعلى ذلك فإن درجة الاحتمالية، أو (التشابه) تتعلق بمعكوس المسافة إلى مركز مجموعة البيانات:

$$u_{k-PCG}(x) = \frac{1}{d(C_{k-PCG}, x)} \quad (6,3)$$

وبالتالي ، فإن المعاملات التي تكون قد تم تعميمها ووضعها في الصورة الضبابية مع المعامل الحقيقي ( $m=1$ ) ، يكون مجموعها يساوي الواحد :

$$u_{k-PCG}(x) = \frac{1}{\sum_j \left[ \frac{d(C_{k-PCG}, x)}{d(C_{k-PCG}, x)} \right]^{2/(m-1)}} \quad (٦.٤)$$

عندما تكون  $m=2$  فإن ذلك سيكافئ تعميم المعاملات خطأً لجعل مجموعهم يساوي الواحد. عندما تكون  $m$  قريبة من الواحد فإن مركز المجموعة الأقرب للنقطة سيكون له وزن أكثر من النقط الأخرى وبالتالي يكون هذا الخواريزم مشابهاً لخواريزم المتوسطات  $K$ .

### (٦,٥) التحليل بالمكونات الأساسية PCA

الهدف الأساسي من التحليل بالمكونات الأساسية principle component analysis, PCA هو تقليل أبعاد مجموعة البيانات من  $p$  إلى  $d$  حيث  $d < p$  ، مع الاحتفاظ في الوقت نفسه بأكثر كمية من التغيرات الموجودة في مجموعة البيانات الأصلية بقدر الإمكان. باستخدام التحليل بالمكونات الأساسية فإننا نحول البيانات إلى مجموعة جديدة من المحاور ، أو المتغيرات التي هي تركيب خطي للمتغيرات الأساسية. وبالإضافة لذلك ، فإن الملاحظات في فراغ المكونات الأساسية الجديد تكون غير مرتبطة. ونأمل من وراء ذلك اكتساب بعض المعلومات وتحقيق فهم أكثر للبيانات عن طريق النظر لهذه الملاحظات من فراغ جديد.

ويتم تحديد التحليل بالمكونات الأساسية [85] على أنه تحويل خطي متعامد يقوم بتحويل البيانات إلى نظام محوري جديد ، بحيث يكون أكبر تباين بواسطة أي إسقاط للبيانات يأتي على المحور الأول (ويسمى المكونة الأساسية الأولى) ، وثاني أكبر تباين يأتي على المحور الثاني ، وهكذا وتعتبر الـ PCA نظرياً التحويل الأمثل لأي مجموعة بيانات بدلالة المربعات الصغرى.

ويمكن استخدام التحليل بالمكونات الأساسية لتقليل الأبعاد في العديد من مجموعات البيانات الحيوية الطبية والإكلينيكية عن طريق الاحتفاظ بخواص البيانات التي تشارك أكثر في تباينها، وعن طريق الحفاظ على المكونات الأساسية ذات الدرجات الأقل، وإهمال المكونات ذات الدرجات العليا. وتحتوي هذه المكونات المنخفضة الدرجة في العادة على الجوانب، أو الخواص ذات الأهمية العظمى في البيانات وعلى الرغم من ذلك، فإنه لا يكون لدينا هذا الوضع وذلك اعتماداً على التطبيق المستخدم.

الرسم الصندوقي الكامل لطريقة التحليل بالمكونات الأساسية لإشارة المخطط الصوتي للقلب كما هو موضح في الشكل رقم (٦.٤) على أنه وحدة مساعدة لتصنيف البيانات الإكلينيكية التي يتم بناؤها في وحدات الرعاية المركزة ICU، على اتصال مع وحدة المراقبة في الزمن الحقيقي. وقد تم استخدام تطبيقات التحليل بالمكونات الأساسية في تصنيف نماذج المخطط الصوتي للقلب أولاً، عن طريق كوينتر *Kuenter et al., 2002* حيث قاموا بدمج طرق لتصنيف بيانات المخطط الصوتي للقلب ذات الأبعاد العالية والمكتسبة من مجموعات مختلفة من المرضى، لتقييم أداء الصمامات القلبية المزروعة.

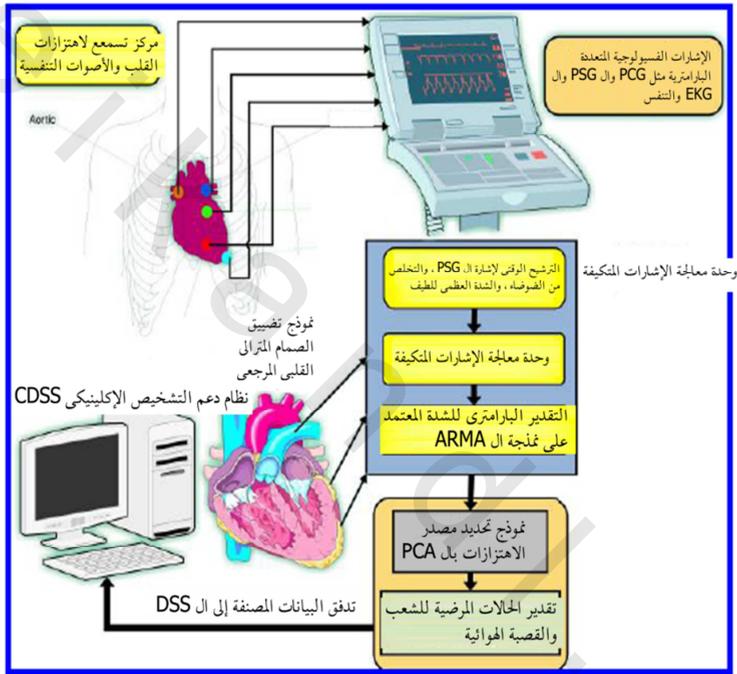
ويمكن طرح أي مصفوفة بيانات للمخطط الصوتي للقلب  $X_{PCG}^T$ ، التي لها متوسط عملي يساوي صفراً (المتوسط العملي لتوزيع البيانات من مجموعة البيانات في مرحلة ترشيح مسبقة)، حيث يمثل كل صف تكرار مختلف لتجربة التسمع، وكل عمود يعطي النتائج من حساس معين، حيث يعطى تحويل ال PCA كما يلي :

$$Y^T = X_{PCG}^T W = V \Sigma W^T \quad (٦.٥)$$

حيث  $V \Sigma W^T$  هي التحليل أحادي القيمة SVD, singular value decomposition,

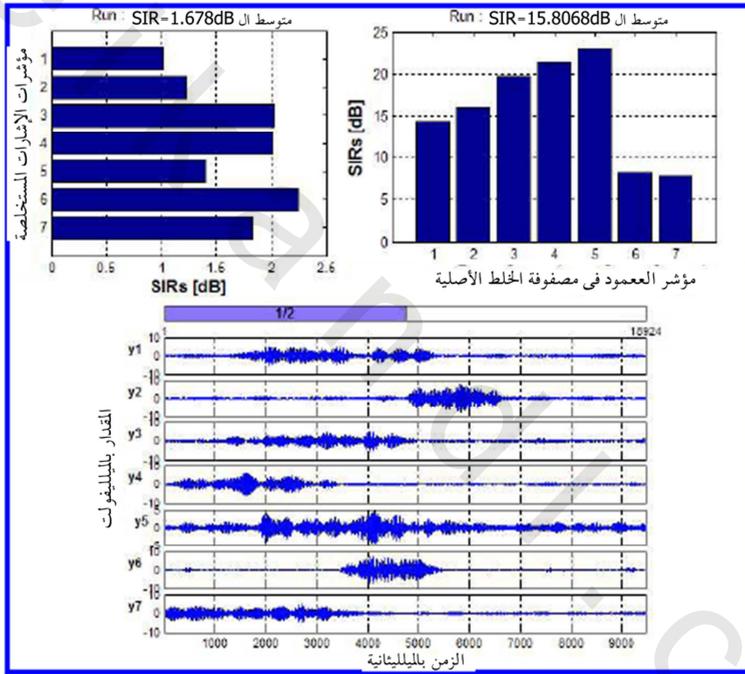
للمصفوفة  $X^T$ .

وتتميز خوارزميات الـ PCA على أنها تعتبر تحويلاً خطياً مثالياً للاحتفاظ بالفراغ الجانبي الذي يكون له أكبر قيمة تباين. وتأتي هذه الميزة على حساب كفاءة حسابية أعلى إذا ما قورنت مثلاً بالتحويل الجيبي المتقطع DCT.



الشكل رقم (٤، ٦). يوضح رسماً صندوقياً للتحليل بالمكونات الأساسية لإشارة مخطط القلب الصوتية. مخطط تدفق الإشارة محتوي على أربعة ميكروفونات قلبية لالتقاط الإشارة، موصلة بوحدة مراقبة بجانب سرير في وحدة الرعاية المركزة ICU. ومن خلال عملية الترشيح الوقتية ووحدة كبح الضوضاء، فإنه يتم تحديد المصادر الاهتزازية من الأربعة مواضع التسمعية وبالإضافة لذلك، فإن هذه الطريقة يمكن استخدامها لتشخيص الأمراض الصدرية عن طريق استخدام وحدة تحليل أصوات الرئة وميكروفون القصبة الهوائية لتصنيف وتقدير الحالات المرضية للشعب والقصبة الهوائية.

الشكل رقم (٦,٥) يوضح نتائج الأداء لخواريزم الـ PCA عند تطبيقه على متجهات بيانات إشارات المخطط الصوتي للقلب، حيث يبين الرسمان الموضحان مؤشر الاستدلال للإشارة SIR, signal inference index, للسبع مجموعات للـ PCG مما يوضح المتانة في التمييز بين التغيرات الزمنية في إشارة الـ PCG.



الشكل رقم (٦,٥). يبين تحليل المكونات الأساسية لإشارة المخطط الصوتي للقلب، إذ يمثل المخطط الأيسر الإشارات السبعة: إشارات المؤشر SIR للـ PCG مع متوسط مقداره ١,٦٧٨ dB، ويمثل المخطط الأيمن مستوى الطاقة لنفس إشارة الـ PCG في مخطط خلط الـ PCA الأصلي، مع قيمة متوسطة للـ SIR تساوي ١٥,٨٠٦٨ dB. ويمثل المخطط الأسفل تحليل إشارة الـ PCA باستخدام خواريزم الـ PCA تبعاً للمعادلة (٦,٥).

التنفيذ المباشر لخواريزم الـ PCA على أصعدة حسائية مختلفة يجعله ذلك جذاباً لتطبيقات التصنيف والتعرف على نماذج الإشارات الحيوية والطبية ذات الدرجات الأعلى. وفوق ذلك فهناك قابلية لخواريزم الـ PCA لتقليل البعدية العالية للإشارات الإكلينيكية، الذي قد يستهلك كمية كبيرة من الذاكرة أثناء المراقبة المستمرة في الزمن الحقيقي، وتسجيل الإشارات الفسيولوجية، مما يجعل خواريزم التحليل بالمكونات الأساسية هو الاختيار المفضل لأنظمة تجريد البيانات الطبية، وفي عمل النماذج الأولية لأنظمة أخذ القرارات الإكلينيكية.

### (٦,٦) تصنيف الـ PCG بالطرق الإحصائية العالية الدرجة PCG-HOS

تعتبر القياسات الإحصائية العالية الدرجة HOS، higher order statistics، امتداداً لقياسات الدرجة الثانية مثل: (دوال الارتباط الذاتي autocorrelation function, ACF) وطيف القدرة (power spectrum, PS) بما في ذلك الدرجات الأعلى. وتعمل قياسات الدرجة الثانية جيداً إذا كانت الإشارة لها دالة كثافة احتمالية جاوسية، ولكن كما ذكرنا مسبقاً، فإن معظم إشارات الحياة الحقيقية تكون غير جاوسية.

وأسهل طريقة لتقديم قياسات الإحصائيات ذات الدرجات العليا تكون فقط لتوضيح بعض التعريفات، بحيث يمكن للقارئ أن يرى كيف تتعلق هذه مع قياسات الدرجة الثانية المعروفة. وسنقدم فيما يلي تعريفات لقياسات الدرجة الثالثة في النطاق الزمني والنطاق الترددي، بافتراض إشارة ذات متوسط صفري ومتقطعة  $x(n)$ .

قياسات النطاق الزمني:

في النطاق الزمني، تكون قياسات الدرجة الثانية هي دالة الارتباط الذاتي:

$$R(m) = \langle x(n)x(n+m) \rangle \quad (٦,٦)$$

حيث  $\langle \rangle$  هي معامل إحصاء التوقع. ويسمى القياس من الدرجة الثالثة العزم من الدرجة الثالثة:

$$M(m1, m2) = \langle x(n), x(n + m1), x(n + m) \rangle \quad (٦,٧)$$

لاحظ أن عزوم الدرجة الثالثة يعتمد على تأخيرين مستقلين  $m1$  و  $m2$ . ويمكن تكوين عزوم الدرجات العليا بطريقة مشابهة من خلال إضافة فترات تأخير للمعادلة السابقة، كما يمكن استنتاج تراكمات الإشارة بسهولة من هذه العزوم. قياسات النطاق الترددي:

في النطاق الترددي، يسمى القياس من الدرجة الثانية بطيف القدرة  $P(k)$  ويمكن حسابه بطريقتين:

- بأخذ محول فوريير المقطع DFT لدالة الارتباط الذات  $R(m)$ ،  

$$P(k) = \text{DFT}[R(m)]$$

أو:

- بضرب تحويل فوريير للإشارة  $X(k)$  مع المرافق المركب،  $P(k) = X(k)X^*(k)$ .  
 في المستوي الثالث يمكن حساب الطيف المزدوج  $B(k,l)$  بطريقة مشابهة:

- بحساب تحويل فوريير المتقطع المزدوج DDFT للتراكم من الدرجة الثالثة:  

$$B(k,l) = \text{DDFT}[M(m1, m2)]$$

أو:

- من حساب حاصل ضرب تحويلات فوريير عند ترددات مختلفة:

$$B(k,l) = X(k)X(l)X^*(k+l) \quad (٦,٨)$$

ويمكن تلخيص المعاملات الأساسية التي يجب افتراضها عند التعامل مع نماذج تصنيف الـ HOS كما يلي:

- العزوم: تعتبر العزوم مقاييس إحصائية تصف خواص أي إشارة. ولقد تعودنا على استخدام المتوسط والتباين (وهما العزوم الأول، والثاني على الترتيب)

ولتوصيف التوزيع الاحتمالي لأي إشارة، إذا لم تكن الإشارة جاوسية (منتظمة)، فسيكون هناك حاجة للعزوم من الدرجات الأعلى، وللوصف الكامل للتوزيع. وعملياً، فإنه في حالة الدرجات الإحصائية العليا فإننا نستخدم عادة التراكمات بدلاً من العزوم.

- التراكمات: التراكم من الدرجة  $n$ th يكون دالة في العزوم من الدرجات حتى الدرجة  $n$  وبما في ذلك الدرجة  $n$ . لأسباب حسابية تقاربية، فإن معادلات الإحصائيات من الدرجات العليا تتعامل غالباً مع تراكمات الإشارات بدلاً من عزوم الإشارات.
- الطيف البولي polyspectra: يستخدم هذا المصطلح لوصف عائلة من الأطياف الترددية، بما في ذلك الدرجة الثانية. وتعمل معظم الدرجات الإحصائية الآلية الدرجة في الطيف البولي مركزة الانتباه على الطيف الثنائي (الطيف البولي من الدرجة الثالثة) والطيف الثلاثي (طيف بولي من الدرجة الرابعة).
- التوافق الثنائي: يستخدم ذلك للتعبير عن صورة عمومية من الطيف الثنائي. ويأخذ التوافق الثنائي القيم بين الصفر والواحد، مما يجعله مقياساً مناسباً لتكميم امتداد الترابط الطوري في أي إشارة، ويظهر التعميم نتيجة مشاكل التباين في تقدير الطيف الثنائي، التي لا توجد مساحة لشرحها هنا.

### (٦,٧) طريقة المكونات المستقلة ICA

تعتبر طريقة المكونات المستقلة independent component analysis, ICA وطرق استخلاص الإشارات العمياء، أو المظلمة طرقاً واعدة لاستخلاص الإشارات المفيدة من سجلات البيانات الخام للـ EEG, ECG, EMG, PCG. ويمكن تحليل بيانات الـ ECG/PCG أولاً إلى إشارة مفيدة وضوضاء باستخدام طرق قياسية، مثل: طريقة

التحليل بالمكونات الأساسية PCA، وتحليل القيمة الموحد SVD، والترشيح المتكيف غير الخطي.

وتساعدنا طريقة المكونات المستقلة ICA في إسقاط كل مكونة مستقلة ("المصدر الصوتي للقلب" المستقل) على خريطة تنشيطية على مستوى المصدر. ويمكن إجراء - لكل خريطة تنشيطية صوتية - خطوات تحديدية موضعية لمصدر ال ECG/PCG، وذلك بالنظر فقط إلى مصدر واحد (أو مصدر مزدوج) لكل خريطة. ويمكن أيضاً عن طريق التحديد المستقل للثنائيات المتعددة، والتقليل الكبير للتعقيدات الحسابية، زيادة احتمال التقارب إلى حل صحيح يُعتمد عليه.

ويعتمد مفهوم التحليل بالمكونات الأساسية ICA على حقيقة أن الإشارات يمكن تحليلها إلى مكوناتها المركبية المستقلة. وفي الواقع عندما يمكن افتراض أن مصادر الإشارات تكون مستقلة عن بعضها البعض، فإن هذا المفهوم يلعب دوراً خطيراً في فصل الإشارات والتخلص من ضوضائها. ويمكن وصف مقياس للاستقلالية بسهولة لتقييم استقلالية المكونات التي يتم تحليلها. وعموماً، سنفترض أن الإشارة المتعددة القنوات  $y(n)$  والإشارات المكونة لها هي  $y_i(n)$ ، فإن  $y_i(n)$  ستكون مستقلة إذا كان:

$$P_Y(y(n)) = \prod_{i=1}^m p_{y_i}(y_i(n)), \quad \text{for all } n \quad (6,9)$$

حيث  $P_Y$  هي التوزيع الاحتمالي المشترك، و  $y_i(n)$  هي التوزيعات الهامشية أو الثنائية، و  $m$  هي عدد المكونات المستقلة.

وهناك تطبيق مهم للتحليل بالمكونات المستقلة وهو في الفصل الأعمى للمصادر blind source separation, BSS. وتعتبر ال BSS طريقة لتقدير مصادر الإشارات المستقلة واستعادتها باستخدام معلومات عن خليط من هذه الإشارات يتم ملاحظته عند قنوات التسجيل.

نتيجة تطبيقاته العديدة، فإن الفصل الأعمى للإشارات BSS، قد جذب الكثير من الانتباه في الوقت الحاضر. ويطلق على الفصل الأعمى للإشارات الصوتية في العادة "مشكلة كوكتيل المصادر" [83]، التي تعني فصل الأصوات المنفردة من عدد من التسجيلات في وسط ليس عليه تحكم مثل كوكتيل المصادر. وكما هو متوقع، فإن الـ ICA يمكن أن تكون مفيدة إذا كانت المصادر الأصلية مستقلة، بمعنى:

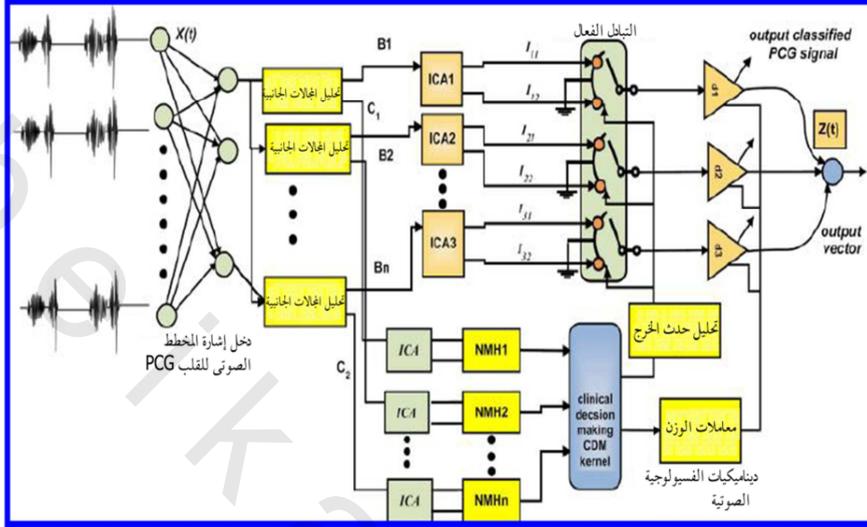
$$(p(s(n)) = \prod_{i=1}^m p_i(s_i(n))) \quad (6.10)$$

إن الفصل الكامل للإشارات يتطلب الأخذ في الاعتبار هيكل عملية الخلط لهذه الإشارات. وفي تطبيقات الحياة العملية على الرغم من أن هذه العملية تكون معروفة، ولكن من الجائز تقديم بعض الافتراضات عن إحصائيات هذه المصادر. وفي العادة لا يفترض خوارزميات الفصل الأعمى للمصادر BSS افتراضات حقيقية عن الوسط حتى يمكن جعل المشكلة أكثر تتبعاً. وهناك في الحقيقة ثلاثة افتراضات عن الوسط الذي تتم فيه عملية الخلط.

الافتراض الأكثر استخداماً والأبسط هو الحالة التزامنية، الذي يفترض فيه وصول الإشارات عند الحساسات عند الزمن نفسه.

ويعرض الشكل رقم (٦,٦) مخطط الاتصال البيئي لتصنيف إشارات الـ ICA-PCG المرافقة للتحديد الموضوعي للمصادر الصوتية المعتمد على التبديل الفعال لنظام الالتقاط المتعدد القنوات. وبالإضافة لذلك، فإن الملاحظات والآليات المتولدة آلياً سيتم تنفيذها في هذا النموذج للتحليل باستخدام المكونات المستقلة أيضاً.

وقد تم تجميع هذا الشكل في شكل صنع القرار الإكلينيكي، الذي سيتم استخدامه بكثرة في ساحات الأجهزة الطبية الحديثة. ولقد تم افتراض ذلك في فصل الإشارات الحيوية الصوتية، مثل إشارة المخطط الصوتي للقلب، حيث تكون الإشارات لها عرض مجال ضيق ويكون تردد أخذ العينات منخفضاً في العادة.



الشكل رقم (٦، ٦). يوضح رسماً تخطيطاً لتصنيف موضع إشارة الـ PCG وتحديد استخدامها باستخدام التحليل بالمكونات المستقلة ICA باستخدام الفصل الأعمى للمصادر BSS.

ويمكن وضع نموذج للـ BSS في هذه الحالة كما يلي :

$$x(n) = H.s(n) + v(n) \quad (6, 11)$$

حيث  $s(n)$   $mx1$  ، و  $x(n)$   $nex1$  ، و  $v(n)$   $nex1$  تعبر بالترتيب عن متجهات مصادر الإشارات ، والإشارات الملاحظة ، والضوضاء عند الزمن المتقطع  $n$  .  $H$  هي مصفوفة الخلط ذات الأبعاد  $nem$  ويتم أداء عملية الفصل عن طريق مصفوفة الفصل  $mxne$  ، و  $W$  ، التي تستخدم معلومات عن  $x(n)$  فقط لإعادة تشكيل مصادر الإشارات الأصلية (أو المكونات الأساسية) كما يلي :

$$y(n) = W.x(n) \quad (6, 12)$$

وفي التطبيقات الصوتية ، يكون هناك في العادة زمن تأخير بين وصول الإشارات عند الحساسات على الرغم من ذلك ويمكن أيضاً للإشارات أن تصل من خلال العديد

من المسارات. ويسمى هذا النوع من نماذج الخلط بالنموذج الالتفافي وهو المَبِين في الشكل رقم (٦.٦) حيث يتم استخدام خواريزم متكيف بال ICA ودالة الوزن  $g(y1)$  يتم استخدامها معا لإخراج متجه ال PCG المصنف.

واحد من الأمثلة يمكن ملاحظته في الأماكن التي تكون فيها الخواص الصوتية للوسط متغيرة، مثل وسط الحجرة المحاطة بالحوائط، أو مصادر الاهتزازات القريبة. وبالاعتماد على هذه الافتراضات، فإن نموذج الخلط الالتفافي يمكن تصنيفه إلى نوعين آخرين: ذات الصدى وعديمة الصدى. وفي كلا الحالتين، فإن التمثيل المتجهي لعمليات الخلط والفصل تتغير إلى  $x(n)=H(n)*s(n)+v(n)$  و  $y(n)=W(n)*x(n)$  على التوالي، حيث (\*) ترمز إلى عملية الالتفاف. وفي النموذج عديم الصدى الذي هو في هذه الحالة التسمع للمخطط الصوتي للقلب، على الرغم من أن التوسع في عملية الخلط يمكن أن يعطى بالمعادلة التالية:

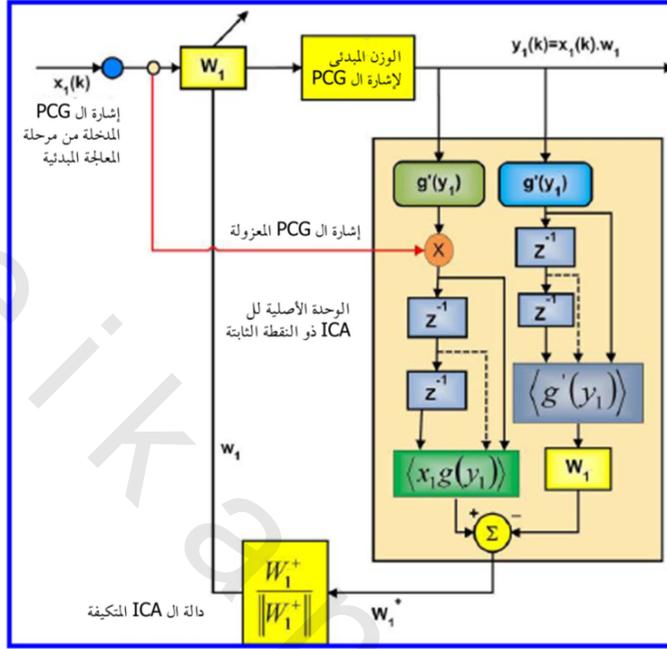
$$x_i(n) = \sum_{j=1}^M h_{ij}s_j(n, \delta_{ij}) + v_i(n), \text{ for } i = 1, \dots, N \quad (٦.١٣)$$

حيث الاضمحلال أو الكبح،  $h_{ij}$ ، والتأخير،  $\delta_{ij}$ ، للمصدر (j) حتى الحساس (i) فمن الممكن تحديده عن طريق الوضع الطبيعي للمصدر بالنسبة للحساس. وعلى ذلك فإن عملية فك الاختلاط ستعطى كما يلي:

$$y_i(m) = \sum_{j=1}^M w_{ij}x_j(m - \delta_{ij}), \text{ for } i = 1, \dots, M \quad (٦.١٤)$$

حيث  $w_{ij}$ 's هي عناصر  $W$ . وفي أي وسط به صدى، فإنه من المتوقع أن الإشارات من المصادر نفسها ستصل إلى الحساسات من خلال العديد من المسارات. وعلى ذلك، فإن التوسع في نماذج الخلط والفصل ستتغير إلى النموذج التالي:

$$x_i(n) = \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^K h_{ij}^k s_j(n - \delta_{ij}^k) + v_i(n), \text{ for } i = 1, \dots, N \quad (٦.١٥)$$



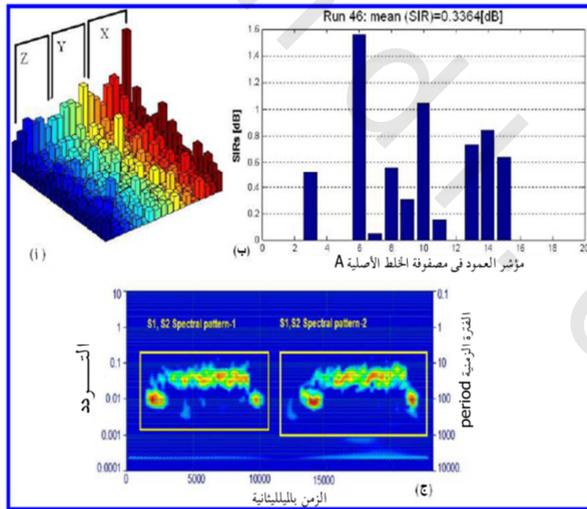
الشكل رقم (٦،٧). يمثل هيكل تحليل النقطة الثابتة لإشارة المخطط الصوتي للقلب PCG باستخدام تحليل المكونات المستقلة ICA، والذي يستخدم في التحديد الموضوعي وتحليل متجه إشارة الـ [56] PCG.

حيث  $K$  ترمز إلى عدد المسارات، و  $v_i(n)$  هي الضوضاء المتراكمة عند حساس القلب (i). وسيتم تشكيل عملية فك الخلط بالطريقة نفسها في الحالة ذات الصدى. ومن الواضح، أنه لعدد معروف من مصادر الإشارة، فإن النتائج الدقيقة تكون متوقعة إذا كان عدد المسارات معروفاً.

ويكون الهدف من الفصل الأعمى للمصادر BSS باستخدام تحليل المكونات المستقلة عبارة عن تقدير لمصفوفة فك الاختلاط ( $W$ ) حيث إن  $Y=W.X$  تعطي أفضل تقريب للمصادر المستقلة  $S$ ، حيث  $Y$  و  $X$  هي مصفوفات عمودية  $y(n) =$

$$.x(n) = [x_1(n), x_2(n), \dots, x_m(n)]^T \text{ و } [y_1(n), y_2(n), \dots, y_m(n)]^T$$

وعلى أي حال ، فإن مصفوفة فك الاختلاط في الحالة المتزامنة من المتوقع أن تكون مساوية لمعكوس مصفوفة الخلط ، بمعنى ،  $W=H^{-1}$  . وعلى الرغم من ذلك ، فإنه في جميع خوارزميات التحليل بالمكونات المستقلة ICA المعتمدة على استعادة الاستقلال ، فإن الفصل يكون عرضة للغموض في التبديل والتحجيم في مكونات الخرج المستقلة ، بمعنى  $W=PDH^{-1}$  حيث كل من  $P$  و  $D$  هما مصفوفتا التبديل والتحجيم على التوالي. نتائج أداء تحليل المكونات المستقلة وطرق الفصل بين  $S1$  و  $S2$  و الشكل رقم (٦,٨) يوضّح مصفوفة نسبة تداخل الإشارة ، signal interference ratio ، و مصفوفة الأداء ثلاثي الأبعاد 3D التي تم تقديمها في الأعلى والشكل الطيفي لصوتي القلب الأول ، والثاني لدورتين قلبيةتين متتاليتين وقد تم عرض المصفوفة عرضها في الأسفل عن طريق تحديد التردد وفترة الـ PCG مع الزمن.



الشكل رقم (٦,٨). يوضّح نتائج أداء التحليل بالمكونات المستقلة (الـ ICA بالنقطة الثابتة) لإشارة محط القلب الصوتي، حيث (أ) يمثّل مؤشر الأداء ثلاثي الأبعاد لإشارة مصنفة تبعاً لمنحنيات الدخل، (ب) يمثّل نسبة تداخل الإشارة SIR لإشارات الـ PCG عند محط اضمحلال بقيمة  $-3\text{dB}$ .

## (٦,٨) تصنيف الـPCG المعتمد على الشبكات العصبية الصناعية ANN

تعتبر الشبكات العصبية Artificial neural network, ANN أدوات قيمة تستخدم في التعرف على النماذج المركبة. وتعتبر شبه بارامترية، والنماذج مدفوعة بالبيانات قادرة على تعلم المخططات غير الخطية بدرجة عالية. وبما أن الشبكات العصبية الاصطناعية تكون قادرة على استيعاب الدقائق، التي قد لا تكون ظاهرة بطريقة صريحة للتحليل البشري، فإن هناك إمكانية لنماذج هذه الشبكات العصبية الصناعية أن تحسّن من دقة الأداء التشخيصي في مشاكل الرعاية الطبية.

لقد حاول الباحثون أخيراً تفسير وتحليل وتقييم أداء التحليل التشخيصي لمخططات القلب الصوتية مطبقين الطرق التفسيرية المستخدمة عن طريق الأطباء. ولقد حاول فريق من جامعة بادربورن Paderborn في ألمانيا تطبيق طرق التحليل الموجي لمعالجة الأصوات القلبية للحصول على معلومات تعتبر مفيدة للأطباء في حالة التسمع [84].

ولقد استخدموا في أبحاثهم شبكة عصبية كأداة مساعدة في معالجة المخطط الصوتي للقلب لاستنتاج معاملات تكون مهمة في التشخيص الإكلينيكي. ومع مجموعة البيانات المحدودة، فإن الباحثين كانوا قادرين على عرض قيم للطريقة التي يقومون بتنفيذها. وقد بحث بعض العلماء الآخرين في التحليل المتصل بين الزمن والتردد لتقييم تشخيص إشارات المخطط الصوتي للقلب [87, 88] مع النتائج المبدئية المحدودة العواقب. ومن خلال الشبكة العصبية، فإنه يتم تخزين الوصلات بين وحداتها موضعياً كقوانين ضمنية، إما بطريقة صريحة أو ضمنية، عند التعبير عنها بطريقة تحليلية. وكل وحدة مفردة لها خواص بسيطة معينة، ولكن عند تفاعلها مع بعضها بعضاً، مثل التعاون والتسابق، فإن الشبكة العصبية كحدث تكون قادرة على استكمال العديد من المهام الحسابية المعقدة.

ويوضح الشكل رقم (٦.٩) الهيكل العام للشبكات العصبية ويمكن النظر للمعالجة داخل الشبكة العصبية على أنها دالة للتخطيط، أو النقل من فراغ الدخل إلى فراغ الخرج. وفي الأساس، فإن الوحدة في الشبكة العصبية يمكن التعبير عنها باستخدام دالة حسابية، والوزن المصاحب للوحدة الذي يمكن التعبير عنه في معاملات لهذه الدالة.

ويتم تحديد الوظيفة التجميعية بين الوحدات المختلفة، والتي تولد التخطيط أو النقل بين فراغ الدخل وفراغ الخرج من خلال كل من خوارزم وهيكل الشبكة العصبية.

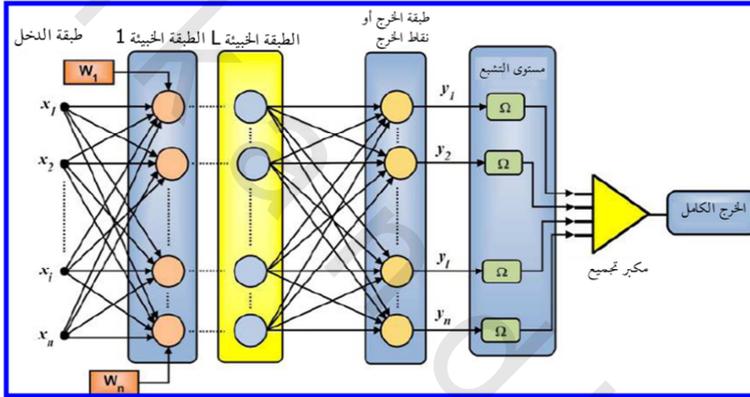
#### (٦,٨, ١) المفهوم العام للشبكة العصبية الصناعية ANN

لقد تأكد منذ الأيام الأولى في علوم الحاسب أن الحاسبات العادية لديها قصور أو فقدان في قدرات معينة يمتلكها كل واحد من الجنس البشري. وبما أن هذه الماكينات (الحاسبات) ليست لديها أي سلوك ذكائي أو خبرة، فقد كانت هناك طريقتان تم توجيههما في اتجاه تحسين هذا الموقف. واحدة من هاتين الطريقتين كانت في اتجاه الرمزية symbolism، والأخرى كانت في اتجاه التوصيلية connectionism. فالطريقة الأولى قامت بنمذجة الذكاء أو الخبرة في صورة برامج للحاسب تكون قادرة على التعامل مع الرموز بمعلومية كمية معينة من المعرفة واتباع مجموعة معينة من القوانين.

الجدول رقم (٦,١). يعطي مقارنة لطرق مختلفة لتصنيف نماذج المخطط الصوتي للقلب، كمؤشر أداء والخطأ المتبقي.

Clustering Method	p-value	SIR index	PCG_mean value	cluster identified	cluster non-defined
K-Mean	0.0123	1.682	0.842	11	4
ANN-RBN	0.0167	1.732	0.732	8	4
HOS-alg.	0.0189	1.788	0.931	9	3
Basic Aggl.	0.0154	1.892	0.963	10	4
Model based	0.1923	2.013	1.038	7	4
ICA-Fixed point	0.1037	1.893	1.082	12	3
ICA-JADE	0.182	0.1028	1.820	10	2
ICA-SONS	0.161	0.1043	1.710	11	3
PCA-cluster	0.1635	1.712	1.103	8	3
Fuzzy c-mean	0.1503	1.847	1.931	7	4

أما طريقة التوصيلية لتقديم الذكاء أو المهارة أو الخبرة إلى أنظمة الحاسب فتعتمد على الأمل في أنه من الممكن نمذجة هيكل النظام العصبي الحيوي مثل المخ البشري. ويتكون النظام العصبي الحيوي من شبكة من الأعصاب تقوم باستمرار باستقبال وإرسال الإشارات. ويتكون نموذج بسيط للعصب الحيوي من عنصر للمعالجة يستقبل العديد من إشارات الدخل.



الشكل رقم (٦،٩). شبكة عصبية متعددة الطبقات بتغذية أمامية لها عدد  $L$  من الطبقات الخبيثة، والتي تستخدم في العديد من تطبيقات معالجة الإشارة وتصنيف النماذج.

وتمثل في الشكل رقم (٦،٩) الرموز  $x_1$  و  $x_2$  و... و  $x_n$  شدة  $1 \times n$  من النبضات. ويرمز للأوزان التشابكية أو شدة التوصيلات بالرموز  $w_1$  و  $w_2$  و... و  $w_n$  وهي تفسر القانون الذي تلعبه هذه التوصيلات في عملية نقل النبضات. ويمثل الرمز  $y$  إشارة الخرج، بينما يمكن للعلاقة بين الخرج  $y$  والدخول  $x_1$  و  $x_2$  و... و  $x_n$  أن تعطى بالعلاقة التالية:

$$y = f([\sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i] - \theta) \quad (٦،١٦)$$

حيث  $\theta$  هي قيمة تشعبية، أو انحياز، و  $f$  هي دالة تنشيط العصب، واحدة من دوال تنشيط العصب الأكثر استخداماً هي دالة الخطوة Heaviside، أو دالة الدايراك دلتا Dirac delta، التي تكتب أحياناً كما يلي:

$$f: \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R}$$

$$H(x) = \int_{-\infty}^x \delta(t) dt \quad (٦, ١٧)$$

### (٦, ٨, ٢) تصنيف الشبكات العصبية

ويطلق على الأعصاب في الشبكة العصبية الصناعية أحياناً الوحدات، أو العقد أو النقاط. ويقصد بطبولوجيا الشبكة العصبية إطار هذه الشبكة وطريقة التوصيل الداخلية، أو البينية في هذه الشبكة. وفي العديد من الأحوال، يتكون إطار الشبكة العصبية من العديد من الطبقات من هذه الوحدات أو النقاط العصبية. وتميز المواد المنشورة عن الشبكات العصبية بين أنواع الطبقات التالية:

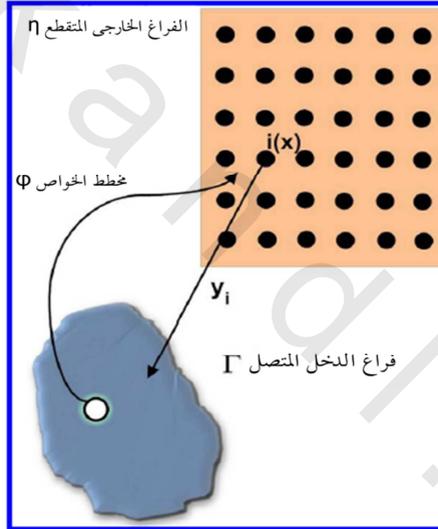
- طبقة الدخل: وهي طبقة الأعصاب التي تستقبل الدخل القادم من خارج الشبكة.
- طبقة الخرج: وهي طبقة الأعصاب التي تنتج خرج الشبكة.
- الطبقة الخبيثة: وهي طبقة تتكون من الأعصاب التي تقتصر توصيلاتها البينية على الأعصاب الأخرى في الشبكة.

وتسمى الشبكة العصبية بالشبكة وحيدة الطبقة إذا لم يكن فيها طبقات خبيثة من الأعصاب، أو إذا كانت بالتالي تحتوي على طبقة واحدة من الأوزان وتكون الشبكة العصبية المتعددة الطبقات تكون مجهزة بوحدة أو أكثر من طبقات الأعصاب ويقصد بالشبكات العصبية الأمامية التغذية بأنها الشبكات العصبية التي تكون نقاط توصيلها في اتجاه طبقة الخرج.

وتحتوي الشبكات العصبية التكرارية على توصيلات بين نقاط في الطبقة نفسها أو/و توصيلات تشير في اتجاه طبقة الدخل.

## (٦,٨,٣) تشخيص الـ PCG بالتخطيط الذاتي التشكيل SOM

وفي التخطيط الذاتي التشكيل self organizing maps, SOM[89]، يتم وضع الأعصاب أو النقاط العصبية عند عقد شبكة، ويتم الضبط الدقيق لها على نماذج دخل معينة (متجهات) بطريقة عملية التعليم التساقي. وتتميز العملية بتشكيل خريطة طوبوغرافية تتمثل فيها المواضع المساحية (بمعنى المحاور) للأعصاب في الشبكة المقابلة لخواص ضمنية في نماذج الدخل.

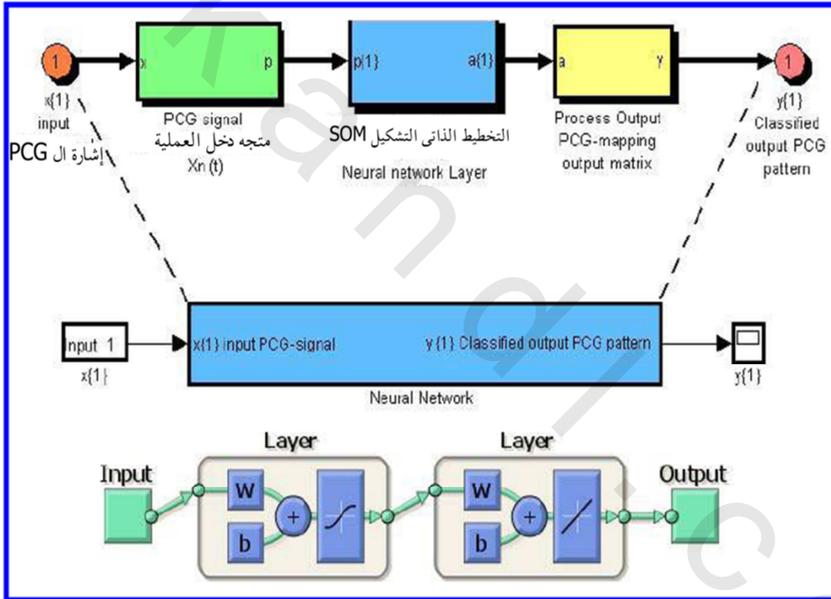


الشكل رقم (٦,١٠). يوضح العلاقة بين مخطط الخواص و متجه الأوزان  $y_i$  للعصب الكسبات  $i$ .

ويبين الشكل رقم (٦,١٠) الفكرة الأساسية لـ SOM، بفرض استخدام الشبكات العصبية الثنائية الأبعاد كهيكل للشبكة وفي الحقيقة، فإن الـ SOM تنتمي لفصيل من خوارزميات التشفير الاتجاهي [90]، بمعنى أنها عدد ثابت من الكلمات الكودية يتم وضعها في فراغ دخل عالي الأبعاد، وبالتالي تسهل ضغط البيانات.

وتعدّ خاصية تكاملية لخواريزم الـ SOM دالة الجوار المتمركزة حول العصب الذي يكسب العملية الاستباقية. وتبدأ دالة الجوار بغلق كل الشبكة بالكامل، وبعد ذلك يسمح لها بالانكماش التدريجي حتى تشمل على العصب الكسبان. ويعرض الخواريزم مرحلتين منفصلتين في أثناء تشغيله:

- ١- مرحلة الطلب، التي يتم فيها الطلب الطوبولوجي لأوزان المتجهات.
- ٢- مرحلة التقارب، التي يتم فيها الضبط الدقيق للتخطيط الحسابي.



الشكل رقم (٦،١١). رسم صندوقي باستخدام السيمولينك Simulink لنظام تصنيف باستخدام التخطيط الذاتي التشكيل لإشارة الـ PCG، والذي يستخدم هيكل شبكة عصبية صناعية متكيفة لتخطيط نماذج صوتية مختلفة للقلب. ويوضح الجزء الأسفل التخطيط التنفيذي باستخدام السيمولينك لشبكة الـ SOM.

وعموماً، يتمتع خواريزم الـ SOM بالخواص التالية:

- ١- تقريب فراغ الدخل المستمر بأوزان المتجهات في الشبكة المتقطعة.
- ٢- الطلب الطوبولوجي الممثل بحقيقة أن الموضع المساحي للعصب في الشبكة يقابل خواص معينة في نموذج إشارة الدخل.
- ٣- خريطة الخواص المحسوبة بالخواريزم تعكس تغيرات في إحصائيات توزيع الدخل.

٤- يمكن النظر للـ SOM كشكل غير خطي لتحليل المكونات الأساسية PCA.

(٤، ٨، ٦) أساسيات التشكيل الذاتي

يعتبر التشكيل الذاتي في الشبكات واحداً من أكثر المواضيع دهشة في مجال الشبكات العصبية. ويمكن أن تتعلم هذه الشبكات الكشف عن الانتظامات والعلاقات في دخولها، وأن تكيف خواصها لتستجيب لهذا الدخل. وتتعلم الوحدات العصبية في الشبكات الاستباقية أن تتعرف على مجموعات من متجهات الدخل المتشابهة. كما تتعلم المخططات الذاتية التشكيل أن تتعرف على مجموعات من متجهات الدخل المتشابهة بطريقة تستجيب فيها الأعصاب الأقرب موضعياً من بعضها في الطبقة العصبية لمتجهات الدخل المتشابهة.

ويمكن حساب مصفوفة الأوزان للـ SOM تكرارياً مع التقدم في فترة التدريب. ويوضح الشكل رقم (٦، ١٢) مصفوفة أوزان للـ SOM المستخدمة لتصنيف إشارات الـ PCG. وتحاكي خواص المخططات الذاتية التشكيل الخواص المتميزة في فراغ إشارة الدخل عند خرج الشبكة العصبية بدون الاستخدام الصريح للإشراف، أو دعم سلوك الخرج الصحيح. ويتم ترتيب أعصاب خرج الشبكات بطريقة مريحة في صورة طبقة أحادية البعد، أو طبقتين في صورة ثنائية البعد. كما ويتم ترتيب أعصاب خرج

الشبكات بطريقة مريحة في صورة طبقة أحادية البعد أو طبقتين في صورة ثنائية البعد. ويتم افتراض التوصيلية الكاملة للمداخل ضمناً. ويتم تطبيق التوصيلات الجانبية ذات التغذية العكسية الموجبة والسالبة للمساعدة في القرار المقتنع لنتائج التعليم التسابقي. إن كسب أي سباق يجعل عصباً معيناً من أعصاب الخرج يصل في حالته وبالتالي يجدد أوزانه والأوزان المجاورة له. وعلى الرغم من تعميم كل الأوزان، بالإضافة إلى تحكمه في حجم الأوزان المجاورة، إلا أنه يحسّن من أداء الشبكة عن طريق مكافئة التغيرات النسبية في أوزان التوصيلات.

ويمكن التعبير عن الأنشطة العصبية وتفاعلاتها البينية من خلال مجموعة من المعادلات غير الخطية المتقطعة، كما هو مفترض عن طريق كوهينين [89] Kohonen. ولذلك فإنه يتم التعبير عن شدة الأوزان التوصيلية في مصفوفة أوزان  $W(k)$  ذات الأبعاد  $n \times m$ ، ويتم تجميع معاملات التغذية العكسية الجانبية بالطريقة نفسها في مصفوفة  $C$  ذات الأبعاد  $n \times n$ ، التي يكون لها هيكل متماثل.

وبالإضافة لذلك، فإن عرض هذا الهيكل المجالي يحدد الحجم الفعال للأوزان المحيطة لكل عصب خرج: ولنفترض أن  $n$  هو العدد الكلي لأعصاب طبقة الخرج، ولنفترض أن  $Y(k) \in R$  هو خرج الأعصاب عند الخطوة التكرارية رقم  $k$  ولنفترض أيضاً أن  $X(k) \in R^m$  هو متجه الدخل التأثيري والمجموع الكلي الموزون وفي النهاية لنفترض دالة تنشيط غير خطية محددة كالتالي:  $\phi: R^n \rightarrow R^n$ . وبالتالي، فإنه يمكن نمذجة نشاط أعصاب كما يلي:

$$Y(k+1) = \phi[V(k)] \quad (6.18)$$

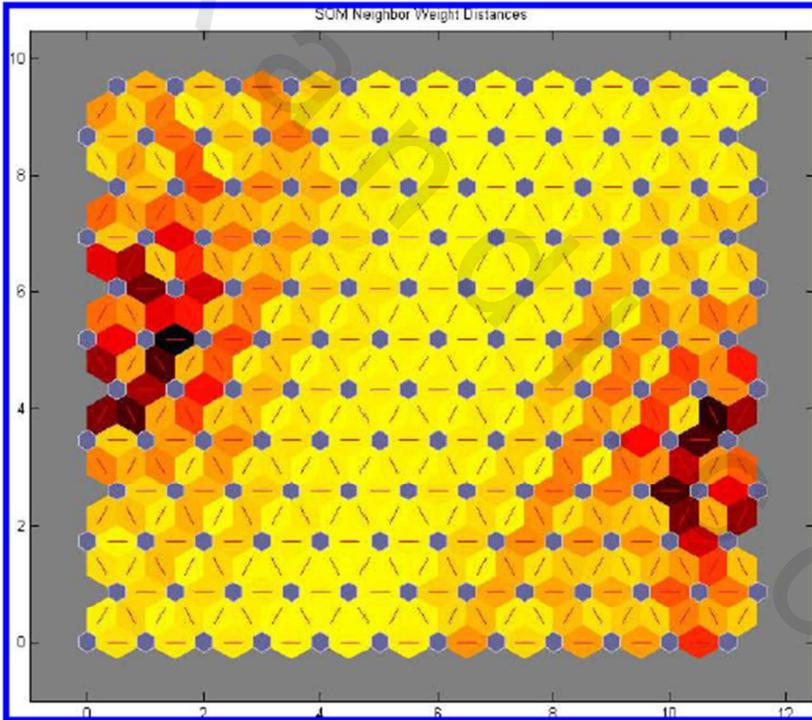
$$V(k) = U(k) + \beta C(k)Y(k) \quad (6.19)$$

$$U(k) = W(k)X(k) \quad (6.20)$$

يمثل  $B$  معامل التراخي القياسي الذي يزيد أو ينقص من توصيلات التغذية المرتدة الجانبية. ويمكن حل مجموعة المعادلات (٦,١٨) حتى (٦,٢٠) باستخدام نموذج متجه دخل  $X(k)$  محيط بالمركز. ويمكن الحصول على تبسيط كبير إذا تم اعتبار  $\Phi$  عبارة عن مقاطع خطية وإذا كانت:

$$C(k) = C$$

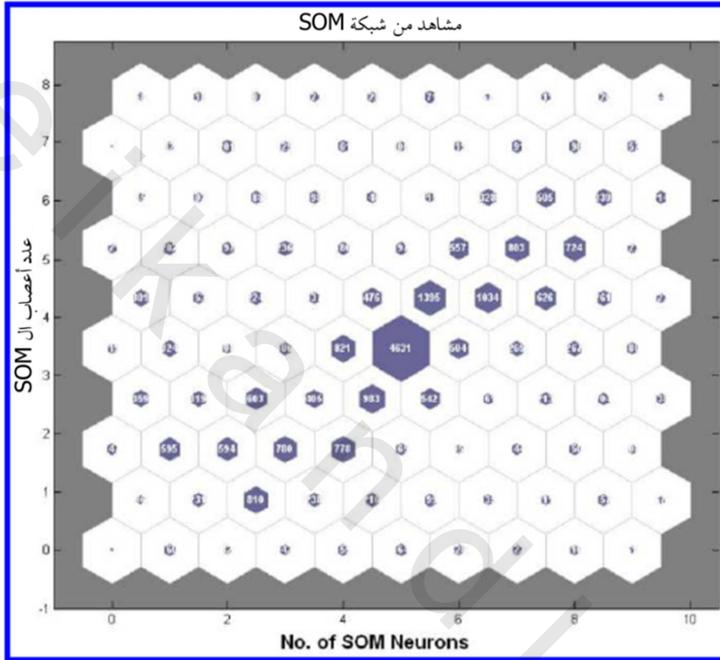
وتعكس هذه الافتراضات سلوكاً ناشئاً لعصب الخرج، بكميات تهمل التغذية المرتدة الجانبية، وتستخدم مجاورات متغيرة الحجم تعتمد على  $k$ .



الشكل رقم (٦,١٢). يوضح مصفوفة الأوزان للمخطط الذاتي التشكيل SOM المستخدمة لتصنيف

نماذج الـ PCG.

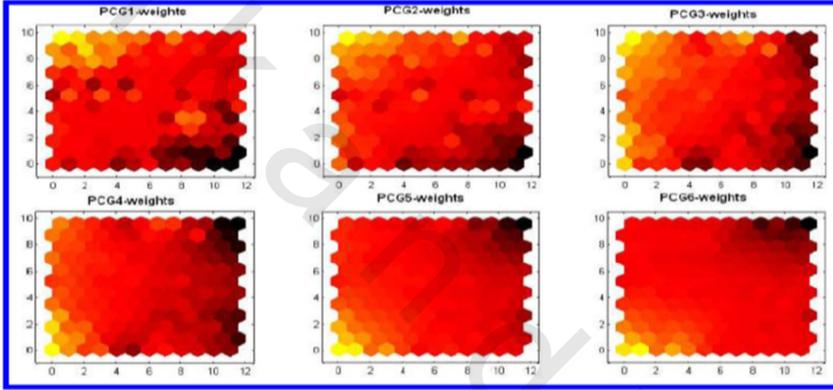
إن مفهوم التجاور يسمح بإعادة الربط الطوبولوجي المتدرج لمجموعات أعصاب طبقة الخرج، الذي يشبه دوال الانتماء في الأنظمة الضبابية.



الشكل رقم (٦،١٣). يوضّح تصنيف أربع نماذج إشارات PCG اعتماداً على طرق تجميع الـ SOM، حيث يستخدم هذا المصنف نظام شبكة عصبية SOM من أربعة وثلاثين طبقة.

الشكلين رقمي (٦،١٢) و (٦،١٣) يعرضان الرسم الوزني لأربع متجهات إشارة للـ PCG عن طريق استخدام متجه الدخل المحيط كنموذج مرجع لتدريب شبكة الـ SOM، والذي يعطي توزيعاً مساحياً لنماذج الـ PCG تبعاً لشدة الإشارة والتغيرات الزمنية المصاحبة. وكتطبيق متقدم لتصنيف الـ PCG-SOM، الذي يمكن استخدامه لتحديد التدرج اللغطي والمعوقات الأخرى للأصوات القلبية، والشكلان رقمي (٦،١٤) و (٦،١٥) يوضّحان الرسم الوزني لست متجهات مختلفة لبيانات الـ PCG

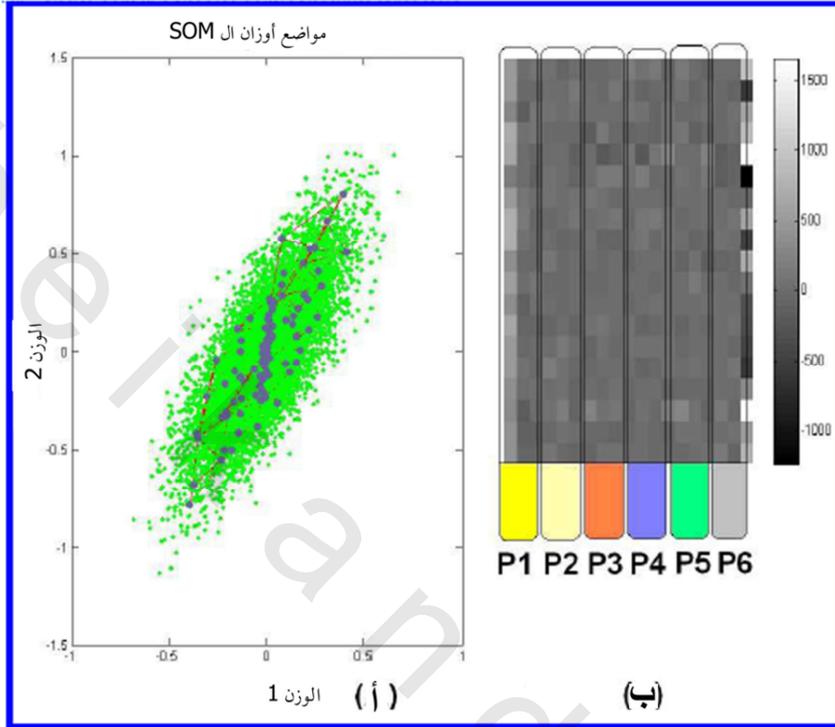
لديناميكيات مختلفة للأحوال الدموية. وتم تخصيص التعليم اللوني لكل متجهة PCG في مصفوفة العلاقة كما هو موضَّح في الشكل رقم (٦،١٥).  
تمثل مصفوفة الأوزان درجة التخطيط الاحتمالي لمتجهات دخل إشارة الـ PCG، التي يكون فيها المساحات الكثيفة في الرسم تبين أن طاقة الشبكة لها مستوى عالٍ. ويعكس هذا أيضاً أن النموذج المصنف تم تجميعه في هذه المناطق العالية الطاقة.



الشكل رقم (٦،١٤). يوضَّح خريطة أوزان تصنيف الـ SOM للمخطط الصوتي للقلب والتي توضح أن الإزاحة في التوزيع الخطي للأوزان يمكن أن يكون مفيداً في تحديد ديناميكية الـ PCG.

### (٦،٩) مصنف باي Bayes classifier

مصنف باي، وأحياناً يطلق عليه مصنف باي المبسط، يشير إلى التعامل الإحصائي مع المصنفات الاحتمالية البسيطة بالاعتماد على تطبيق نظرية باي مع افتراضات قوية الاستقلال. ومن الممكن أن يكون المصطلح الأكثر وصفاً للنموذج الاحتمالي المقدم هنا (نموذج الخواص المستقلة).



الشكل رقم (٦, ١٥). يوضح معاملات أوزان المخطط الصوتي للقلب لتدريب تصنيف مطبق على ست متجهات PCG، حيث (أ) يوضح التوزيع المساحي لأوزان الـ SOM، و (ب) هو مؤشر التباين للإشارات الست PCG.

وللتبسيط، فإن مصنف باي يفترض أن وجود (أو غياب) خاصية معينة لمصنف معين لا يتعلق بوجود (أو غياب) أي خاصية أخرى، فمثلاً، من الممكن افتراض أن الكرة تأخذ الشكل الهندسي إذا كانت كروية ولها القطر نفسه عند أي نقطة على سطحها. وعلى الرغم من أن هذه الخواص تعتمد على وجود خواص أخرى، فإن مصنف باي المبسط يفترض أن كل هذه الخواص تساهم باستقلالية في كون هذا الشكل يمثل كرة.

واعتماداً على الطبيعة الدقيقة للنموذج الإحصائي الاحتمالي ، فإن مصنف باي المبسط يمكن تدريبه بكفاءة جيدة بطريقة تعليمية إشرافية. وفي العديد من التطبيقات ، فإن تقدير المعاملات لنماذج باي المبسطة يستخدم طريقة الاحتمال الأعظم ، بمعنى آخر ، يمكن العمل مع نموذج باي المبسط بدون تصديق احتمالية باي ، أو استخدام أي طريقة من طرق باي.

### (١, ٩, ٦) تقدير معاملات باي لإشارة الـ PCG

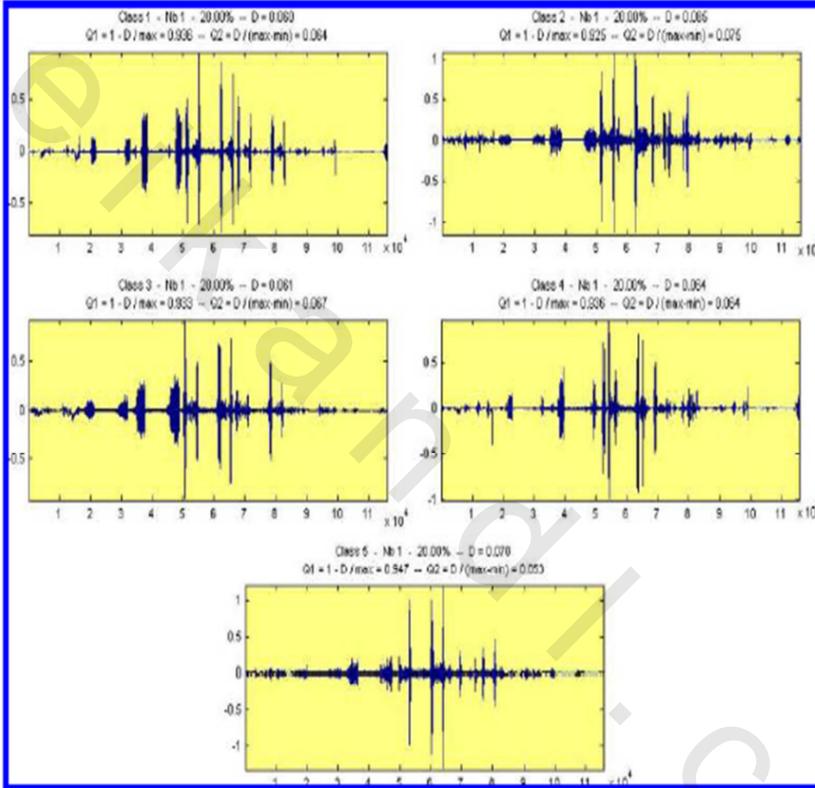
يمكن تقريب كل معاملات نموذج باي (بمعنى ، فئة المقدمات والتوزيع الاحتمالي للخواص) بتكرارية نسبية من مجموعة التدريب. تمثل هذه التقديرات الاحتمالية العظمى لهذه الاحتمالات. وتحتاج الخواص غير المتقطعة لأن يتم تقطيعها في البداية. ومن الممكن أن تكون عملية التقطيع غير إشرافية (أي اختيار مخصوص للمواضع) ، أو إشرافية (أي اختيار موجه عن طريق معلومات في بيانات التدريب). وإذا كانت فئة معينة وقيمة معينة لخاصية ما ، لا يحدثان معاً في مجموعة التدريب ، فإنه في هذه الحالة سيكون وجود الـ  $S1$  و  $S2$  للـ PCG وبالتالي سيساوي التقدير الاحتمالي المعتمد على التكرار صفر.

ويمثل هذا مشكلة إذ أنه سيمحي كل المعلومات في الاحتمالات الأخرى عندما يتم ضربها ، وعندما يكون من الممكن الحدوث التكراري للدورة القلبية في تتابع عشوائي ، أو في شكل شبه خطي. لذلك فإنه من المرغوب فيه استخدام عينة تصحيحية صغيرة في كل التقديرات الاحتمالية ، بحيث لا يكون هناك أي احتمالية تساوى الصفر تماماً.

إن مصنف باي المبسط يدمج هذا النموذج مع قانون قرار. وأحد القوانين الخاصة بذلك هو الأخذ بالافتراضات التي تكون أكثر احتمالية ، ويعرف هذا بأنه قانون قرار الاحتمال الأعظم. والمصنف المقابل لذلك هو دالة التصنيف المحددة كما يلي :

$$\Gamma(f_1, \dots, f_2) = \arg \max_c p(C = c) \prod_{i=1}^n p(F_i = f_i | C = c) \quad (6, 21)$$

وفي المعادلة (٦,٢١)، ال  $\Gamma$  ترمز إلى طريقة التصنيف لمجموعة بيانات معطاة  $p(F_i)$ .



الشكل رقم (٦,١٦). يوضح طريقة لتصنيف إشارة المخطط الصوتي للقلب التي تبين خمسة من نماذج أصوات القلب المسيطرة أو الظاهرة.

### (٦,١٠) المخطط الصوتي للقلب لتحديد ديناميكية الدم

ويتعلق خواريزم المتوسط  $k$  للتجميع بخطوات لاستخلاص المعلومات من إشارة ال PCG التي يتم الحصول عليها من حساس للصوت القلبي والمعرض لمعالجة

الإشارات من أجل المساعدة في تقييم وتشخيص الحالات القلبية. بالإضافة لذلك فإن الطريقة تتعلق بالطرق المكونة لجزء من هذا الاستخلاص ويبدو أنها تؤدي إلى هذا الاستخلاص وأيضاً إلى تشفير الخواص للمساعدة في المقدرة على التفريق بين الخواص ذات العلاقة. وتعتبر الإشارات التي يتم الحصول عليها عن طريق الحساس تمثيلاً لأصوات المخطط الصوتي للقلب التي يتم الاستماع إليها عن طريق سماعة الطبيب. ويأخذ التدريب على التسمع وقتاً طويلاً ويتطلب الكفاءة في التعرف على الإشارات الشفوية في الأوساط الضوضائية عادة وتصنيفها. وهناك عشرون إلى ثلاثين من الحالات المختلفة التي نحتاج إلى التفريق بينها، ونحدد مدى خطورة كل منها. وبالإضافة لذلك، فإنه قد يكون هناك دمج بين هذه الحالات. وتشارك هذه المعاملات في شرح الأسباب التي تجعل الأطباء غير قادرين على إعطاء الأداء نفسه عند تشخيص الحالات القلبية، ولماذا تكون عملية مكلفة ووقتياً.

وتم تحقيق واحدة من الطرق المهمة لتقدير معاملات ديناميكا الدم عن طريق المخطط الصوتي للقلب، حيث تمثل إشارة الـ PCG اشتقاقاً لضغط القلب الداخلي، التي عن طريقها يمكننا أن نعتبر متغير العجلة كمشتقة ثانية للإزاحة الميكانيكية أو (الضغط) ويمكننا أن نلخص النقاط الأساسية في هذه الطريقة فيما يلي:

- ١- المخطط الصوتي للقلب في هذه الطريقة تم تسجيله داخلياً عن طريق استخدام طريقة قسرة قلبية، حيث سيتم شرح هذه الطريقة في الجزء القادم المتعلق باكتساب المخطط الصوتي للقلب من داخل القلب.
- ٢- تعتمد درجة اشتقاق الإشارة على نوع حساس الميكروفون لتحويل شكل الطاقة الميكانيكية (الإزاحة، السرعة، والعجلة).
- ٣- هناك تشابه جيد بين المخطط الصوتي للقلب للـ LV والمشتقة الثانية للـ LVP، وبين المخطط الصوتي القلبي للأورطي والمشتقة الثانية لضغط الأورطي.

٤- التكامل الثنائي لإشارة الـ PCG من الممكن أن يكون مفيداً لتقدير الضغط الداخلي للقلب، أو على الأقل من الممكن أن يحقق متجه خواص جيداً لتقدير الضغط باستخدام الطرق الإحصائية المتقدمة.

ويشكل ما يطلق عليه الصوت القلبي الأول S1 والثاني S2 بعلامات مهمة في تقييم إشارة صوت القلب. ويتم تلقي هذه الأصوات مباشرة بأداء الصمامات القلبية، بمعنى أن الـ S1 تحدث عن طريق انغلاق الصمامات الأذينية البطينية وانقباض البطين، و S2 تحدث بسبب انغلاق الصمامين الأورطي والرئوي. وتتعلق عدد من الطرق باستخلاص الإشارات S1 و S2 مثل طريقة كمبرلي Kimberly وطريقة وينر - فاسبدير [91] Wiener - Fassbinder، والتي تتعلق بقياسات الفترة الزمنية بين الإشارتين S1 و S2 بالعلاقة مع المعدل القلبي من أجل تحديد درجة مرض الشريان التاجي. وتعتمد هذه القياسات على الكشف عن القمة والارتباط الذاتي ويمكن فرضها على أنها عملية بطيئة نسبياً.

ويتم إجراء الكشف عن S1 و S2 من خلال خطوات استخلاص الخواص والتصنيف المعتمد على توزيع الطاقة على المدار الزمني في صورة دالة خواص زمنية. ويتم استخلاص الخواص عن طريق مرشح المجال، الذي يعقبه قدرة زمنية وترشيح مرور منخفض التردد. يولد هذا مجموعة من قمم الإشارة أو (القيعان)، كل منها تتعلق إما بـ S1 أو بـ S2، وتحدد خطوة التصنيف أي (قاع) سيولد على أنه إما S1 أو S2، حيث يحدد الانبساط نوعاً مختلفاً من الإشارات المتعلقة بالحالات القلبية المختلفة لديناميكا الدم المعروفة باللغظ. وتعتمد الخطوات المعروفة لفصل وتصنيف اللغظ عامة على التسجيل المتزامن لبيانات المخطط الكهربائي للقلب ECG، عن طريق استخدام سماعة طبيب إلكترونية، مثل Medronic® و Philips® و MS-Trends2300، وهذا يعقد الاستخدام العملي لطرق التسمع بدرجة ملحوظة.

وقد تكون الحلول السابقة معقدة جدا وتعتمد على طرق مكافئة لزمن متوسط كبير. وتبعاً للأبحاث عن طريق بعض المؤلفين، فقد تم استنتاج طريقة أكثر دقة في الحصول على نتائج أكثر سرعة. ويتم الحصول على ذلك عن طريق تتابع من الخطوات، تشتمل على تخفيض متكيف اختياري للضوضاء، والكشف عن S1 و S2، مثلاً، عن طريق خطوات استخلاص الخواص المذكورة مسبقاً، وتعزيز الإشارة عن طريق التخلص من مشاركات S1 و S2، وأداء تحليل طيفي وتعزيز للخواص من أجل الحصول على محتويات الطاقة الموجودة في مساحة الزمن - التردد المحددة بالمجال الترددي مع الفترة الزمنية في صورة توزيع للطاقة، وتصنيف توزيع الطاقة تبعاً لشروط سابقة التحديد، ومقارنة توزيعات الطاقة مع نماذج توزيعية تتعلق بالحالة المرضية المعروفة واستخلاص المعلومات عن طريق مقارنة الإشارة المعززة مع الدوال الزمنية المخزنة.

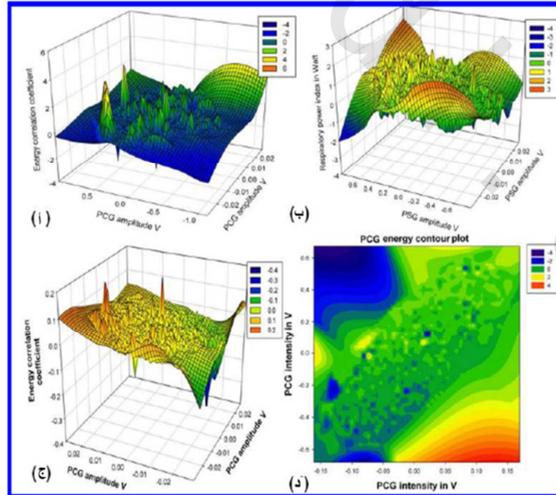
ويسمح الوضع الزمني الصحيح لكل من S1 و S2 للطاقة المتعلقة بهذه الأصوات بأن يتم التخلص منها في معالجة الإشارة، والصوت الناتج (المشتمل على اللغط، والارتجاج، و...إلخ) الذي يكون بمثابة إشارة بدء مفيدة للتحليلات الأخرى، لأنه يزيد من المدى الديناميكي للإشارة المتبقية.

ويسمح هذا أيضاً بتقديم الإشارة المتبقية إلى الأذنين مع التجميع الصحيح والطبيعي لكل من S1 و S2 كعلامات زمنية مجردة، ولكن بدون أي إشارة قد يحتاجها المستمع للمعالجة أثناء عملية الاستماع. ويتم الحصول على التصنيف التشخيصي والتقييم عن طريق تحديد خواص معينة من أجل استخلاص نماذج الخواص التي يتم مقارنتها مع نماذج مكتوبة مثالية من أنواع مختلفة من الإعاقات القلبية، ومدى قرب الإشارة المقاسة لهذه النماذج.

ويتم الحصول على تقدير معزز وتحديد لخواص القلب الصوتية عن طريق وضع الخواص المستخلصة في وسط صوتي اصطناعي يعتمد على الإمداد بالإشارات

المختلفة إلى أذن المستمع عن طريق سماعات. كما يتم الحصول على ذلك عن طريق ما يسمى بدالة العبور المتعلقة بالرأس Head Related Transfer Functions, HRTF. وهناك خطوة محددة لهذه الطريقة يكون لها خاصية في أن الكشف عن الصوت الأول والثاني للقلب يتم الكشف عنها ووضعها بطريقة صحيحة على المحور الزمني عن طريق إجراء خطوات استخلاص الخواص والتصنيف اعتماداً على توزيع الطاقة على الزمن في دالة خواص زمنية عن طريق الترشيح المجالي، الذي يعقبه الطاقة التزامنية والترشيح المنخفض المجال الترددي لإشارة مخطط القلب الصوتي الأصلية.

ويمكن تمثيل التخطيط الثلاثي الأبعاد لخواص الـ PCG المعتمد على التصنيف بالمتوسطات  $k$  في الشكل رقم (٦،١٧) مع التحديد الموضعي لتغير الشدة في النطاقين الزمني والتردد، التي لها تأثير مستمر على حالات الاعتلال القلبي العضلي، كالعضلات القلبية الممتدة DCM، واعتلال الحاجز البطيني VSD، والاعتلال العضلي المعوق RCM، التي عن طريقها يمكن ملاحظة خواص الحيود الزمني والمساحي.



الشكل رقم (٦،١٧). يوضح تمثيل إشارات المخطط الصوتي للقلب المصنفة باستخدام طريقة التجاور للمتوسطات  $K$ ، (أ) أصوات القلب الطبيعية، (ب) الضيق الأورطي، (ج) ارتجاع الصمام المترالي، (د) رسم كونتوري لمخطط القلب الصوتي.

إن تضمين هذه الطرق يمكن أن يكون أمراً مخصوصاً من حيث إنه يحتوى على خطوات استخلاص الأصوات القلبية الأولى والثانية عن طريق التصنيف تبعاً لمستويات الطاقة، متخلصاً من الأصوات القلبية الأول والثاني المسموعة، ومؤدياً التحليل الطيفي، ومعزراً الخواص من أجل الحصول على محتويات الطاقة الموجودة في مساحات التمثيل الزمنى الترددي المحدود بالمجال الترددي، والفترة الزمنية في صورة توزيعات طاقة، ومصنفاً توزيعات الطاقة تبعاً لشروط محددة مسبقاً، ومقارناً توزيعات الطاقة مع توزيعات وصفية متعلقة بالحالات الطبية.

#### (٦, ١١) أمثلة تطبيقية على تصنيف نماذج الـ PCG

يتكون الدخل لهذه الخطوة من ٤٥ ثانية من إشارة الصوت القلبي، المعينة بمعدل يساوى (٢٠٠٠ هرتز) والمقروءة في مسجل ثنائي تابع للتحويل من تماثلي إلى رقمي ADC. وسيتم شرح الخطوات مع الرجوع إلى التقنية الرقمية الحديثة وأساساً فإن مستويات الفترات الزمنية للتصنيف والترتيب يمكن أداؤها عن طريق وسائل تماثلية على الجهود الثابتة والبوابات المعروفة.

يتكون الإحساس بال S1 وال S2 في الأساس من عمليتين منفصلتين: الأولى تتعلق بجزء خاص باستخلاص الخواص والثانية تتعلق بجزء خاص بالتصنيف. والهدف من استخلاص الخواص هو تحويل إشارة الدخل إلى نطاق، يكون فيه الموضع المحدد في الزمن للإشارتين S1 و S2 أكثر تحديداً وفصلاً من الإشارة الأصلية. ويحدد الجزء الخاص بالتصنيف الموضع الدقيق للـ S1 وال S2 ويحددهما بدقة كمؤشر لديناميكا الدم.

ويوضح الشكل (٦, ١٧) كيف أنه يمكن ملاحظة اللغظ في مخطط طيفي كونتوري لدالة زمنية للأصوات القلبية الأصلية كعلاقة مع شدة الـ PCG. يتم الحصول

على المخطط الطيفي عن طريق تحويل فورير السريع. ويحتوي الصوتان القليبان الأول والثاني S1 و S2 على مكونات ترددية منخفضة بالمقارنة مع طبيعة المدى الترددي الواسع للغط، ولهذا السبب فإنه يتم ترشيح الإشارة بنطاق تمريري عن طريق الجمع الالتفافي للإشارة الأصلية مع دالة الاستجابة الصدمية للمرشح المجالي وتكون قمم المخطط الطيفي المقابلة ذات الطاقة الأعلى مرئية، ولكنها لا تكون واضحة التحديد. من أجل الحصول على دالة زمنية لوقوع هذه الطاقات العليا، فيتم إجراء التوزيع النطاقي الزمني للمخطط الطيفي تبعاً للمعادلة (٦.١٣)، حيث يتم الحصول هنا على خواص ال PCG كدالة زمنية متقطعة. ويتم الحصول على هذه الدالة الزمنية عن طريق الترشيح المجالي، والاستخلاص المتزامن للطاقة، والترشيح في المجال المنخفض.

ويتضح الآن أن الخاصية النهائية تعرض قمة عند كل حدوث ل S1 و S2 في إشارة القلب. وطالما أن مقادير القمم المقابلة ل S1 و S2 تكون متقاربة، فإنه من الضروري التفريق بينهما عن طريق تطبيق قوانين التصنيف. وفي البداية، يجب تحديد كل القمم في الخاصية النهائية، والحصول على ذلك لكل العينات في الدالة الزمنية التي تحقق الشروط التالية: الخاصية (k-1) أقل من الخاصية (k)، والخاصية (k) أكبر من الخاصية (k+1).

وتأتي الخطوة التالية لتشكيل جدول بكل الانبساطات الممكنة والانتقاض هنا هو زوج من القمم (S1 و S2) المشروطة بالمسافة الزمنية بين هذه القمم. ويجب أن تقع الفترة الزمنية في هذه الحدود  $230 \text{ ms} < T < 500 \text{ ms}$  للقلوب البشرية. ويتم تحديد التتابعات الأخيرة للانتقاضات عن طريق إيجاد تتابع الانتقاضات التي لها قمة عظمى تحقق الشروط التالية:

- الحيود الزمني للانتقاض أقل من ١٨٪ والزمن بين انقباضين (الانبساط) أكبر من 0.9 من أزمنة الانتقاضات، والحيود الزمني المقداري لـ S2، و

• أن يكون ٥٠٠٪ من الحیود المقداری لد S2 وأقل من ٥٠٠٪، فی حالة تداخل الانقباضات، فإن الانقباض ذا الطاقة العظمی یجب اختیاره.

ویمكن عرض نتیجة تحدید الأصوات القلیبة فی الشكل رقم (٦،١٦)، حیث تمثّل الخواص المسیطرة لد PCG بالخط الأسود بمستویات كثافة مختلفة. وتشرح هذه القمم للشدة الموضع الزمینی للصوت القلیبي الأول S1 والصوت القلیبي الثانی S2.

ومع الأوضاع الزمنية للصوت القلیبي الأول S1، والصوت القلیبي الثانی S2، التي تم التحدید الصحیح لها فی نطاق الإشارة (بمعلومیة أرقام العینات وأرقام الفصائل المقابلة للمواضع المقاسة بالمیللی ثانیة)، فإنه من الممكن تقییم الإشارات الأكثر ضعفاً، وآثار اللغظ فی الـ PCG. وفیما یلی، فسیتم الرجوع إلى إشارات الـ PCG المكتشفة علی أنها علامات S1 وعلامات S2 علی التوالی. ویمكن الرجوع مرة ثانیة إلى الشكل رقم (٦،١٦).

#### (٦،١١،١) محددات تقییم الانقباضات والانبساطات القلیبية

تستخدم أجزاء الانقباض والانبساط فقط فی إشارة الصوت القلیبي للكشف عن اللغظ. وتبدأ كل الفترات الزمنية بعد علامة الـ S1 ب (٥٠ میللی ثانیة) وتنتهی عند (٥٠ میللی ثانیة) مباشرة قبل العلامة S2 التالیة، وهذا یحدد الانقباض. وفی المقابل فإن كل الفترات الزمنية التي تبدأ (٥٠ میللی ثانیة) بعد أي علامة وتنتهی عند (٥٠ میللی ثانیة) قبل العلامة S2 التالیة ویتم تحدیدها علی أنها انبساط. وتعتبر هذه الطریقة بدائیة ولكنها فعّالة فی التخلص من تأثير الأصوات القلیبية الأولى والثانیة ذات الطاقة العالیة. وفی مرحلة أخرى من أداء هذه الخطوة فیتم عمل بعض التصلیحات (جانبا لأسفل)، ولكنها قد تكون میزة أكثر فی أن یتم التخلص من تأثير الأصوات القلیبية باستخدام طرق أكثر دقة فی هذه المرحلة المبكرة من الخطوة.

#### (٦،١١،٢) التحلیل الزمینی والترددی للانقباضات والانبساطات القلیبية

یمكن حساب المحتوی الثانی للطاقة فی إشارة الصوت عن طریق المخطط الطیفی المعتمد علی تحویل فوریر المتقطع DFT باستخدام طول متجه یكون أس ٢ مثل الـ ١٦.

ولكي نكون قادرين على تصنيف اللغظ من وجهة نظر المحتويات الترددية والتوزيع الزمني، فإن كل انقباض وكل انبساط يتم تحليله إلى أربعة عشر نطاق ترددي و عشر شرائح زمنية مع إهمال أول نطاقين تردديين منخفضين.

وتغطي الأربعة عشر نطاقاً ترددياً المجال الترددي من (٦٢,٥) إلى (٥٠٠ هرتز)، وعرض كل منها (٣١,٢٥ هرتز). وقبل حساب المخطط الطيفي، يتم تفاضل إشارة الصوت مرتين (مقابل الترشيح ذي المجال التمريري العالي من الدرجة الثانية) ومن أجل أن نأخذ في الاعتبار الخواص الترددية للسمع البشري حيث يكون أكثر حساسية للترددات العالية أكثر منه للترددات المنخفضة في خلال النطاق الترددي تحت الاعتبار. ومن المفترض أن تقوم مجموعة متوازية من المرشحات المجالية النفاذ بهذا الأداء أسرع في الأوساط الحاضرة. ويكون للشرائح الزمنية العشرة لأي انقباض أو انبساط لها العرض نفسه، مقابل ١٠/١ (عشر) الطول الكلي للانقباض أو الانبساط.

وتولّد تركيبة النطاقات الترددية والشرائح الزمنية مصفوفة ١٤×١٠ لكل انقباض أو انبساط. ويمكن تقسيم، محتويات الطاقة على عرض الشريحة الزمنية ذات الصلة، لكل عنصر في هذه المصفوفة مما يؤدي إلى مصفوفات تحتوي على قدرة الصوت القلبي (طاقة لكل وحدة زمنية، أو معدل تدفق الطاقة) لكل عنصر من الـ ١٤٠ عنصر من عناصر الزمن/التردد لكل انقباض، أو انبساط [92, 93].

### (٦, ١١, ٣) استخراج متجهات خواص القدرة والتردد لـ PCG

ويمكن تشكيل متجه قدرة الانقباض systole power, SP ذي العشرة عناصر عن طريق تجميع الأربع عشرة قيمة القياسية لكل واحدة من الشرائح الزمنية العشرة ولذلك فإن متجه قدرة الانبساط SP يتكون من مجاميع الصفوف في المصفوفة S. كما يتم تشكيل متجه قدرة الانبساط DP بالطريقة نفسها. ويمكن حساب متجه التردد المتوسط للانقباض systole mean frequency, SMF (أيضاً مع العشرة عناصر) عن طريق وزن قيم القدرة لكل مجال ترددي مع التردد المتوسط للمجال المقابل، وجمع الـ

١٤ نتيجة، وقسمة الناتج على العنصر المقابل في متجه الـ SP. وبالتالي فيمكن حساب التردد المتوسط للانبساط DMF تبعاً لخواريزم وزن القدرة. (٦, ١١, ٤) تصحيح متجهات الخواص لبقايا الـ S1/S2

يعتبر متجه خواص المخطط الصوتي للقلب PCGFV واحداً من المؤشرات المميزة لإعاقات ديناميكا الدم في الانقباض والانبساط. ويمكن الحصول على طريقة المعالجة لاستخلاص متجه الـ PCGFV باستخدام تقنيات التراجع الزمني. وسيغير تحديد خواص الـ PCG والمتجهات المقابلة له أثناء التحديد المباشر، والوقتي لمكونات الـ S1 و S2.

وسيتم تطبيق تعويض هذه المشكلة باستخدام مخطط العلاقة لكل من الإشارتين، وهو تمثيل تخطيطي للارتباط الذاتي  $\rho_i$  مع  $f$  التي تمثل التأخير الزمني للـ PCG. ولكي نتحقق من استقرار الكشف عن الخواص ونحدد قيمة الخطأ المتبقي  $\epsilon_i$  أثناء هذه العملية، فيتم تطبيق دالة تصحيحية  $\rho_i$  على خرج متجه خواص الـ PCG، للحصول على الأشكال المصححة المتوسطة لكل من S1 و S2.

### (٦, ١٢) الاتجاهات المستقبلية في تصنيف نماذج المخطط الصوتي للقلب

ميزة أخرى لتطبيق خواريزم التجميع بالمتوسطات K الآلي في استخلاص معلومات اللغظ القلبي، هي أنها يشتمل على خطوات الحصول على التمثيل الرقمي لأصوات القلب لعدد من الثواني السابقة التحديد.

بالإضافة لذلك، فإن تحديد زمن الحدوث للصوت القلبي الأول والثاني في كل دورة، يأخذ نافذة من أجزاء الأصوات القلبية الواقعة بين الصوت القلبي الأول والثاني، والصوت القلبي الثاني والأول على التوالي. ويتم تحليل هذه الإشارات إلى رقم مبدئي n1 سابق التحديد من النطاقات الترددية، وكل نطاق يتم تحليله إلى رقم n2

سابق التحديد من الشرائح الزمنية، والحصول على متجه القدرة الانقباضي SP ومتجه القدرة الانبساطي DP المتكون من مجموع  $n_1$  من الطاقات المقاسة في كل شريحة زمنية  $n_2$ ، لكل دمج من أي مجال زمني وشريحة زمنية.

ويمكن مقارنة قيم الطاقة من الانقباضات المختلفة، كما يمكن اختيار القيمة الوسطية لكي تمثل القيمة القياسية لمتجه القدرة. وبالحصول على متجه التردد المتوسط الانقباضي SMF والانبساطي DMF باستخدام وزن لقيمة القدرة لكل واحد  $n_1$  من المجالات الترددية بالتردد المتوسط للمجال المقابل، وتجميع النتائج وقسمة المجموع على العنصر المقابل في متجه قدرة الانقباض أو الانبساط الخاص به، بينما يتم استخدام زمن الحدوث لمتجه الشدة للأصناف المختلفة لتصنيف التوزيع الزمني للغط القلبي.

وهناك تضمين آخر لخواريزم المتوسطات K الآلي، AKM، يختص باشماله على خطوة سابقة لخطوة الحصول على متجهات شدة لغط الانقباض والانبساط SI وDI، وهي أساساً تنقية أخذ النافذة عن طريق وضع القيم SP وDP وSMF وDMF في العناصر الأول والأخير تساوي الثاني وقبل الأخير على التوالي إذا كانت قيم العناصر الأول أو الأخير في المتجه المقابل تحقق شروط الحيود السابقة التحديد.

وتجسيد آخر للـ AKM خاص هو أنه ما زال يحتوي على خطوات أخرى، وهي تعريف الإشارة للتفاضل المزدوج قبل التحليل، وذلك للحصول على متجه شدة اللغط الانقباضي SI والانبساطي SI على التوالي، عن طريق أخذ لغاريتم متجهات SP والـ DP المقابلة، وتصنيف المتجهات اللوغاريتمية إلى فصول شدة لغطية، ومقارنة توزيعات الطاقة مع توزيعات الكاتالوج المتعلق بالحالة الطبية المعروفة.

ويتكون أي جهاز يقوم بأداء الخطوة الأساسية لنظام التشخيص الآلي للـ PCG أساساً من وسيلة للتحويل من تماثلي إلى رقمي لكي تحول إشارة صوت القلب إلى بيانات متقطعة، مما يعني استخلاص صوتي القلب الأول والثاني عن طريق التصنيف

تبعاً لمستويات الطاقة، وهو ما يعني أيضاً التخلص من مشاركة صوتي القلب الأول والثاني من المشاركة في الإشارة.

وتكون طريقة أداء التحليل الطيفي، وتعزيز الخواص، وطرق الضرب للحصول على محتويات الطاقة الموجودة في مساحات من التمثيل الزمني الترددي محدودة بالمجال الترددي مضروباً في الفترة الزمنية في صورة توزيعات طاقة كوسيلة لتصنيف توزيعات الطاقة تبعاً لشروط سابقة التحديد.

وتم وضع المقارن الذي يقوم بمقارنة توزيعات الطاقة مع كاتالوج نماذج الـ PCG كعلاقة مع حالات طبية معروفة.

ويعدّ ظهور نظام تصنيف الـ PCG الآلي أساسياً في أن وسائل معالجة الإشارة يتم استخدامها لإنتاج توزيع صوتي مساحي معتمد على التردد، حيث يتم الإمداد بمجال ترددي منخفض لسماعة الأذن الأولى من سماعات الرأس ومجال ترددي عالٍ، يتم إمداده إلى سماعة الأذن الثانية من سماعات الرأس، والمجالات الترددية المحتوية للأصوات القلبية وهي الأول والثاني وأصوات اللغظ على التوالي.

وبالإضافة لذلك، فإن الجهاز يعتبر أساسياً في أن وسائل معالجة الإشارة تنتج توزيعاً صوتياً زمنياً، وإشارات صوتية يتم إمدادها أولاً إلى سماعة الأذن الأولى من سماعات الرأس، وبعد ذلك يتم إمدادها إلى سماعة الأذن الثانية من سماعات الرأس وهناك تجسيد أساسي آخر للجهاز أساسياً يتمثل في معالجة الإشارة، التي تتكون على الأقل من وحدة واحدة من مرشح وينر Wiener filter، أو أي نظام ترشيحي آخر مكافئ له وظيفياً [97, 94].

## (٦, ١٣) الملخص

يمكن لتصنيف إشارة الـ PCG أن يقع ضمن واحداً من الأصناف التالية:

- تصنيف نماذج الـ PCG الإشرافي.
- تصنيف نماذج الـ PCG غير الإشرافي.
- تصنيف النماذج بالإحصائيات ذات الدرجات العليا.
- التحليل بالمكونات المستقلة ICA وتطبيقها في طرق خلط النماذج ICA-MM.
- طرق تحليل نماذج الـ PCG باستخدام التحليل بالمكونات الأساسية PCA.
- خرائط التشكيل الذاتي SOM، كوسيلة للتصنيف المتكيف الإشرافي.
- تصنيف باي Bayesian classification كطريقة إحصائية من الدرجات العليا في تجميع بيانات الـ PCG.