

الجمهورية الجزائرية الديمقراطية الشعبية

وزارة التعليم العالي والبحث العلمي

جامعة 08 ماي 1945 قالمة

كلية الرياضيات والإعلام الآلي

وعلوم المادة

قسم الرياضيات



مذكرة تخرج لنيل شهادة ماستر أكاديمي في الرياضيات

خيار: المعادلات التفاضلية الجزئية والتحليل العددي

العنوان:

دراسة نظام التعرف على الوجوه

طريقة تحليل المكونات الأساسية

من إعداد:

طالبتي نور الهدى

تحت إشراف:

فرنان خير الدين

نوقشت المذكرة يوم 2022/06/16 من طرف اللجنة:

رئيسا

أستاذ بالجامعة

الأستاذ الدكتور: بدر اوي صالح

مشرفا

أستاذ بالجامعة

الأستاذ الدكتور: فرنان خير الدين

مناقشة

أستاذة بالجامعة

الدكتورة: جناوي صليحة

2022 – 2021



الإهداء

إلى نبع الحنان وكل الحنان، إلى منبع الحب والصدق، إلى مظهر الطهر والسمو، إلى من رسمت لي درب النجاح، إلى من كان دعاؤها سر نجاحي وحنانها بلسم جراحي، إلى من اشترت راحتي وسعادتي بتعبها وشقائها،

إلى "أمي الغالية"

إلى من كان لي بمثابة الشمعة التي تحترق لتنير طريق دربي، إلى من كان عظيما في عطائه، إلى نور الحياة وبهجتها، إلى الذي تعب لأرتاح وكافح لأنال، إلى الذي علمني أن الحياة معركة المنتصر فيها كان سلاحه العلم والأخلاق، إلى نعم المثل ونعم القدوة،

إلى "أبي الغالي"

أسأل الله أن يبارك في عمره وأن يرزقني وإياه وسائر المسلمين حسن الخاتمة.

دون أن أنسى شموع حياتي وصناع بسمتي في جميع أوقاتي،

إلى إخوتي وأخواتي.

إلى وردة المحبة وينابيع الوفاء، إلى من رافقني في السراء والضراء،

أصدقائي الأعزاء.

إلى من علمني حرفا نفعني به، أساتذتي الكرام

طالبي نور الهدى

شكر وتقدير

الحمد لله نحمده وهو المستحق للحمد والثناء ونستعين به في السراء والضراء، ونتوكل عليه في جميع حالاتنا، ونصلي ونسلم على خير خلق الله سيدنا محمد صلى الله عليه وسلم وصحبه أجمعين ومن اتبع هداه إلى يوم الدين

وعملاً بقوله صلى الله عليه وسلم: " مَنْ لَمْ يَشْكُرِ النَّاسَ لَمْ يَشْكُرِ اللَّهَ "

(رواه الترميذي وأحمد)

نتقدم بأسمى عبارات الشكر والتقدير إلى كل من أوقد لنا مشعل الحياة وحمّلنا على سفينة النجاة

إلى كل من صرنا بفضلهم نكتب ونقرأ وقريباً سنعلم

إلى كل من علمنا علماً به ينتفع وأدب به يرتفع

بدأ من معلمي الإبتدائي وصولاً إلى أساتذتنا الكرام في المدرسة العليا لأساتذة التعليم التكنولوجي بسكيكدة وأساتذة جامعة 8 ماي 1945 قلمة .

يسرنا أن نوجه شكرنا لكل من نصحني أو أرشدني أو وجهني أو ساهم معي في إعداد هذه المذكرة باقتراحه للمراجع والمصادر المطلوبة في أي مرحلة من مراحلها، ونشكر على وجه الخصوص الدكتور " فرنان " على إشرافه و مساندي و ارشادي بالنصح و التصحيح

تحية طيبة إلى اللجنة التي تكّرت بمناقشة هذه المذكرة .

كما نتقدم بالشكر الجزيل إلى كل من الزميل الاستاذ " خليل نغرا الاسلام " والأستاذ " مرغاش رضا " على كل الدعم المقدم

وفي الأخير نشكر كل من ساهم في مساعدتنا لإنجاز هذا العمل المتواضع من قريب أو من بعيد

ملخص

استجابة للحاجة المتزايدة إلى تعزيز أنظمة الحماية، فإن الدراسة المقدمة في هذه المذكرة هي جزء من مجال المقاييس الحيوية وتحديد التعرف على الأفراد باستعمال الصفات الفيزيولوجية، وهدفها الرئيسي هو التعرف على إحدى الطرق المستعملة في التعرف على الوجه ودراسة كيفية عملها، تسمى هذه الطريقة تحليل المكونات الرئيسية أو الوجوه الذاتية، وهي طريقة رياضية إحصائية تعتمد على إيجاد الأشعة الذاتية لمصفوفة التغيرات المستنتجة من صور قاعدة بيانات التعلم واستعمالها، زيادة عن كونها تلعب دورا أساسيا في تحديد الشخص المطلوب، لتقليص بعد فضاء الوجوه حتى تصبح عملية التعرف أسرع.

مر إنشاء هذه المذكرة بخطوتين، فالخطوة الأولى تتمثل في تحديد مختلف المعلومات حول ماهية نظام التعرف على الوجه، إيجابياته وسلبياته، الخلفية التاريخية للوجوه الذاتية ومفهوم الصورة الرقمية وتأثيرها على أداء أنظمة التعرف، إضافة إلى بعض المفاهيم التي جاءت في الفصل الأول، فيما خصص الفصل الثاني للمعارف الرياضية التي تتعلق بطريقة تحليل المكونات الرئيسية التي تم استغلالها في شرح الخطوة الثانية، فقد أبرزنا المراحل اللازمة لتطبيق طريقة الوجوه الذاتية ابتداء من اكتساب الصورة الرقمية مرورا بالمعادلات المفسرة لكل مرحلة وصولا إلى الحصول على الإسقاطات في فضاء الوجوه وكيفية التعرف على الوجه.

الكلمات المفتاحية: التعرف على الوجه، الوجه الذاتي، تحليل المكونات الأساسية، المقاييس

الحيوية، صورة رقمية

المحتويات

8	مقدمة عامة
10	1 التعرف على نظام التعرف على الوجوه
11	1.1 مقدمة
11	2.1 تعريف نظام التعرف على الوجوه
11	3.1 تاريخ النظام و تطوره
13	4.1 البنية العامة للنظام
14	1.4.1 جمع البيانات
15	2.4.1 تحديد الوجه
15	3.4.1 المعالجة الأولية
15	4.4.1 استخراج المميزات
15	5.4.1 مقارنة المميزات (التصنيف)
16	6.4.1 القرار
16	5.1 الصورة الرقمية
16	6.1 الإشكالية و العوائق
21	7.1 مجالات استعمال نظام التعرف على الوجوه
21	8.1 إيجابيات وسلبيات تقنيات التعرف على الوجوه
23	9.1 خاتمة
24	2 مفاهيم رياضية تخص تحليل المكونات الرئيسية
25	1.2 مقدمة

25	الجبر الخطي	2.2
25	المصفوفات:	1.2.2
29	الفضاء الشعاعي	2.2.2
34	الإحصاء	3.2
34	المتوسط الحسابي	1.3.2
34	الانحراف المعياري	2.3.2
35	التباين	3.3.2
35	التباين المشترك	4.3.2
36	مصفوفة التباين	5.3.2
37	المسافات	4.2
37	تعريف	1.4.2
37	مسافة مينكوفسكي	2.4.2
39	خاتمة	5.2
40	تحليل المكونات الرئيسية	3
41	مقدمة	1.3
42	تطبيق تحليل المكونات الأساسية للتعرف على الوجه	2.3
42	حساب الوجوه الذاتية	1.2.3
48	استعمال الوجوه الذاتية لتصنيف صورة وجه	2.2.3
52	ملخص عملية الوجوه الذاتية	3.2.3
53	مخطط للتعرف على الوجه باستعمال الوجوه الذاتية	4.2.3
56	خاتمة	3.3
57	اخلاصة	
58	المراجع العلمية	

قائمة الأشكال

12	العلامات الشخصية في الوجه	1.1
14	مخطط عام لآلية عمل نظام التعرف على الوجوه	2.1
17	تعايير الوجه المختلفة	3.1
17	تأثير اتجاه منبع الإضاءة على مظهر الوجه	4.1
18	تأثير وضعية الوجه	5.1
19	بعض الإنسادات المعروفة	6.1
20	مظاهر التقدم في العمر على وجه افتراضي	7.1
20	التشابه بين الإخوة والتوأم	8.1
33	وصف شعاع ذاتي MJE	1.2
38	دائرة الوحدة حسب مسافة مينكوفسكي	2.2
42	مثال عن الإسقاط باستعمال PCA	1.3
43	طريقة تمثيل الصورة بشعاع	2.3
44	مثال لصورة متوسطة	3.3
	مثال عن انخفاض القيم الذاتية في قاعدة بيانات مستعملة مسبقا بدلالة الأشعة الذاتية المتحصل عليها	4.3
49	مثال للصورة الوسيطة و15 وجه ذاتي المستعمل	5.3
50	تمثيل الحالات الممكنة لتصنيف صورة	6.3
51	اكتساب المعلمات الإحصائية انطلاقا من صور الوجه	7.3
53	مرحلة التعلم	8.3
54	مرحلة التعرف على الوجه	9.3
55		

قائمة المداول

1.1 محاسن ومساوئ تقنية التعرف على الوجوه 22

مقدمة عامة

نظرا لضعف الطرق العادية للحماية في وقتنا الحاضر مثل كلمات المرور والأرقام السرية غير كافية وقابله للإختراق والسرقة وغيرها، لهذا فكر العلماء في إيجاد طرق جديدة أكثر حماية لاستعمالها للتحقق وما إلى ذلك من متطلبات الأمن والحماية، وعلى هذا الأساس تم توجه إلى جسم الإنسان في حد ذاته ومن هنا أتت الفكرة لاستعمال الوجوه كونها تختلف كلها عموما في شيء واحد على الأقل.

لاقي الوجه إنتباها وألوية كبيرين نظرا لدوره المهم في العلاقات الإجتماعية ومكانته الهامة في تعريف الشخص وتحديد هويته إنطلاقا من شكل الوجه ومظهره، إن القدرة البشرية على التعرف على الوجوه مثيرة للإهتمام حيث أن الإنسان يمكنه التعرف على آلاف الوجوه لأشخاص يعرفهم من قبل خلال حياته وإعطاء هويتهم بكل سهولة حتى بعد فراقهم لسنوات. وفي محاولة من العلماء لمحاكاة هذه العملية البيولوجية قاموا بإبتكار أنظمة مختلفة للتعرف على الوجه لاستعمالها كأنظمة حماية حديثة، تعتمد هذه الأنظمة على خصائص الوجه مثل شكل العينين والأنف وموضعها وما إلى ذلك، وهي خصائص لدى جميع البشر لهذا أنظمه التعرف على الوجه تعتبر الأفضل لأنها:

- عامة وجامعة: كل البشر يملكون وجوه؛
- فردية: تسمح بتمييز الفرد عن الآخر؛
- دائمة: قابلة للتطور على مرور الزمن مع الحفاظ على نفس المفهوم؛
- قابلة للتسجيل: جمع خصائص فرد بموافقته طبعا وحفظها؛
- قابلة للقياس: السماح بالمقارنة مستقبلا.

الهدف الرئيسي لهذه الأنظمة هو التعرف الآلي على هوية الأفراد باستعمال خصائصه الفيزيولوجية متمثلة في الوجه، هذه العملية تتم بعدة طرق نذكر منها: الطرق العامة مثل تحليل المكونات الرئيسية PCA (*Principal Components Analysis*)، التحليل المميز الخطي LDA (*Linear Discriminant Analysis*)،

إخترنا في هذه المذكرة القيام بدراسة لإحدى الطرق المستعملة وهي تحليل المكونات الرئيسية PCA أو طريقة الوجوه الذاتية والتي تعتبر طريقة رياضية إحصائية لإيجاد تصنيف الوجوه ومقارنتها بإستعمال مقياس معين، وهي أيضا تشكل قاعدة أساسية لبناء أنظمة التعرف المتطورة الموجوده حاليا. قنا في هذه المذكرة بتقسيم العمل إلى ثلاثة فصول كالتالي:

- الفصل الأول: يحتوي على تعريف عام لنظام التعرف على الوجوه والخلفية التاريخية لـ PCA، كما عرّفنا بعض المفاهيم التي تتعلق بالدرجه الأولى بفكرة التعرف على الوجه مثل الصورة الرقمية ، وأبرزنا ايجابيات وسلبيات أنظمة التعرف على الوجه .
- الفصل الثاني: يحتوي على مختلف المفاهيم والتعاريف الرياضية التي تستعملها طريقة تحليل مكونات الرئيسية للتعرف على الوجه؛
- الفصل الثالث: يتضمن شرحا لطريقة الوجوه الذاتية بمختلف المعادلات المبنية على مفاهيم الفصل الثاني، واختبار تجريبي وعرض النتائج.

الفصل 1

التعرف على نظام التعرف على الوجوه

1.1 مقدمة

في وقتنا الحالي لاحظنا أن أنظمة التعرف على الوجوه منتشرة بكثرة خاصة الموجودة في الهواتف كمثل حي لها، لكنها كانت معروفة من قبل، فقد بدأت المحاولات الأولى في الستينيات، وإلى غاية اليوم مزالت محاولات تطوير هذه التكنولوجيا مستمرة، ومع ذلك الكثير من الأشخاص يجهل خلفيتها أو معناها سوى ما يوحي إليه إسمها، لهذا سنضع في هذا الفصل، باعتباره مدخل للتعرف على ماهية مثل هذه الأنظمة وما يتعلق بها، تعريفا عاما لنظام التعرف على الوجه، ثم سنعرض تاريخه خاصة من جانب طريقة تحليل المكونات الرئيسية، كما سندرج البنية العامة وآلية عمل أي نظام للتعرف على الوجه، كما وضعنا تعريفا للصورة الرقمية نظرا لدورها الأساسي في جميع أنظمة التعرف من هذا الشكل، وأخيرا، سنتطرق إلى إستعمالات نظام التعرف على الوجه وتطبيقاته في الواقع، وأخيرا سنهي هذا الفصل بخاتمة تلخص العناصر المدروسة.

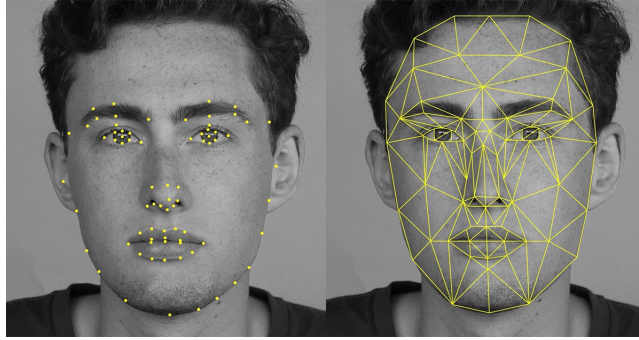
2.1 تعريف نظام التعرف على الوجوه

التعرف على الوجه هو أحد مجالات علم الحاسوب والذي يساعد على التعرف على شخص ما انطلاقا من صورة وجهه ، توجد العديد من المنشورات والمؤتمرات الخاصة حول هذا الموضوع. كتعريف آخر للتعرف على الوجوه « خطوة التعرف على الوجه هي استعمال ميزات الوجه المستخرجة لإنشاء وتخزين دليل في قاعدة بيانات، فيكون لكل وجه في قاعدة البيانات دليل وحيد مرتبط به يمثل الشخص الموافق له، يتم التعرف على الوجه المطلوب عن طريق استخراج دليله ومطابقته مع أقرب دليل موجود مسبقا في قاعدة البيانات، يعتمد التعرف على الوجه على طريقة المقارنة المستخدمة للتحقق من وجود وجه أو التأكد من الهوية » [2].

3.1 تاريخ النظام و تطوره

الطريقة البديهية للتعرف على الوجوه هي رؤية الميزات الأساسية للوجه ومقارنتها بنفس الميزات في الوجوه الاخرى، المحاولات الأولى للقيام بهذه العملية بدأت خلال سنة 1960 بنظام نصف آلي، يتم وضع علامات على الصور لتعيين الميزات الأساسية المتمثلة في : العينين، الاذنين،

الأنف والفم، ثم يتم حساب المسافات و النسب بين هذه العلامات و نقطة مشتركة مرجعية ومقارنتها مع بيانات مرجعية. في أوائل 1970 أنشأ غولد شتاين، هارمون و لاسك نظام ل 21 علامة شخصية مثل لون العين و سمك الشفة ...، والمشكل هنا مازال قائماً حيث أن القياسات والمواضع مازالت تحسب يدوياً. [4]



شكل 1.1 - العلامات الشخصية في الوجه

بعد سنوات قليلة من مقالة غولد شتاين، بدأ فيشر و أشلاجر في وضع مقارنة أكثر آلية للتعرف على الوجوه، هذه المقارنة قامت بقياس الميزات السابقة باستعمال نماذج ميزات لأجزاء مختلفة من الوجه ثم تعيينها كلها على نموذج عام، بعد متابعة الأبحاث تم التوصل إلى أن هذه الميزات لا تحتوي على بيانات فريدة كافية لتمثيل وجه راشد.

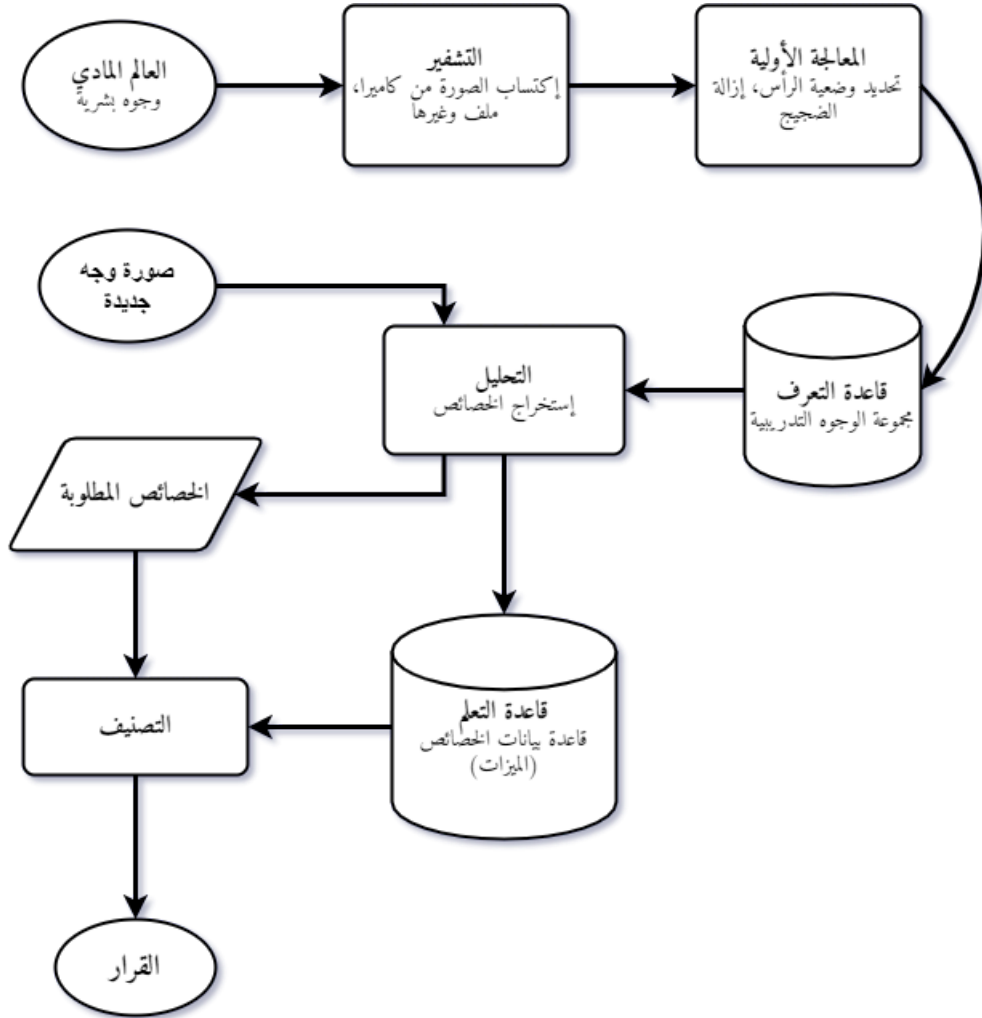
طبق مايكل كيربي ولورانس سيروفيتش في سنة 1988 تحليل المكونات الرئيسية، PCA وهي تقنية قياسية في الجبر الخطي، وتم اعتبارها نوعاً ما خطوة مهمة لأنها أظهرت أن بعض القيم على الأقل كانت ضرورية لمحاذاة صورة سوية بشكل مناسب ودقيق [5].

في سنة 1991، اكتشف ماثيو تارك وألكس بنتلاندا أنه عندما نستعمل تقنية الوجوه الذاتية (PCA)، يمكن استعمال الخطأ المتبقي لتحديد وجه في صورة، سمح هذا الإكتشاف بالإنتباه إلى طريقة التعرف على الوجوه بشكل آلي. [6] وعلى الرغم من أن هذه المنهجية كانت محدودة نوعاً ما بسبب عوامل بيئية ومع ذلك فقد جلبت إهتماماً كبيراً لتعزيز تطور تكنولوجيا التعرف على الوجوه الآلية، تم وضع هذه التكنولوجيا قيد التجريب في جانفي 2001 في نهائي كرة القدم الأمريكية Bowl Super وذلك بالتقاط صور مراقبة ومقارنتها مع قاعدة بيانات رقمية [8].

وتستعمل تقنية التعرف على الوجوه في وقتنا الحاضر في عدة مجالات .

4.1 البنية العامة للنظام

من الناحية المثالية يجب على النظام للتعرف على الوجوه أن يكون على تحديد هوية الأشخاص الموجودين في صورة أو إطار فيديو بطريقة آلية. يستطيع النظام العمل في الوضعيتين التاليين: المصادقة أو التعرف على الهوية. يمكن أيضا ملاحظة أن هناك نوعا آخر من سيناريوهات التعرف على الوجه التي تنطوي على التحقق في قائمة مراقبة حيث يتم مقارنة الفرد مع قائمة قصيرة من المشتبهين. يمكن تلخيص مبدأ التشغيل الأساسي وآلية عمل نظام التعرف على الوجه وفق المراحل التالية [1]:



شكل 2.1 - مخطط عام لآلية عمل نظام التعرف على الوجوه

1.4.1 جمع البيانات

يستعمل نظام لإكتساب المعلومات مجهزة بملتقط للحصول على خصائص معينة لدى المستخدم مثال: يستعمل ميكروفون في حالة الصوت هي العملية التي تسمح لنا باستخدام تمثيل ثنائي الأبعاد من أجل أشياء ثلاثية الأبعاد في العالم الحقيقي. يمكن أن تكون هذه العملية ثابتة (آلة تصوير، ماسح ...) أو تفاعلية (فيديو ، كاميرا واب ...) [3].

2.4.1 تحديد الوجه

تعتمد الفعالية العامة لأي نظام آلي للتعرف على الوجه بشدة على أداء عملية تحديد الوجه، خلال هذه الأخيرة يتم التعرف على مكان الوجه في الصورة المأخوذة في البداية بغض النظر عن الوضعية، المقياس، الإتجاه والإضاءة. بمعنى هي عملية تصنيف الصور إلى فئتين: فئة "صورة تحتوي على الوجه" و فئة "صورة لا تحتوي على الوجه".

3.4.1 المعالجة الأولية

هدف من هذه الخطوة هو إزالة الأخطاء التي سببها نوعية الأجهزة البصرية أو الإلكترونية عند أخذ الصورة في البداية من أجل الحفاظ على المعلومات الأساسية فقط ، و هي خطوة ضرورية لأنه لا يمكن الحصول أبدا على صورة ضجيج و هذا بسبب الخلفية والإضاءة التي تكون مجهولة بصفة عامة، يوجد العديد من أنواع المعالجة وتحسين جودة الصور مثل: التوحيد، معادلة ، الفلتر، و غيرها ...

4.4.1 استخراج المميزات

تمثل هذه الخطوة قلب نظام التعرف، نستخرج من الصورة المعلومات التي سيتم حفظها في الذاكرة و استخدامها لاحقا في مرحلة القرار، يعود اختيار هذه المعلومات المفيدة لإنشاء نموذج للوجه لهذا يجب أن تكون تمييزية وليست زائدة عن الحاجة. يسمى التحليل بالفهرسة أو استخراج المميزات، لفعالية هذه الخطوة تأثير مباشر على نظام التعرف على الوجه.

5.4.1 مقارنة المميزات (التصنيف)

تتألف هذه الخطوة من نمذجة المعلومات المستخرجة من وجه أو مجموعة من الوجوه لشخص ما و التركيز على ميزاتهما المشتركة. النموذج هو مجموعة من المعلومات المفيدة التمييزية و غير زائدة عن الحاجة و التي تميز فرد أو عدة أفراد متشابهين، تختلف خوارزميات المقارنة حسب الميزات المستخرجة سابقاً.

6.4.1 القرار

هي المرحلة التي تصنع الفرق بين نظام التعرف على الهوية والنظام للتحقق. في هذه الخطوة، نظام على الهوية يتوقف على إيجاد أحسن نموذج من النماذج المخزنة في قاعدة البيانات يوافق الوجه المأخوذ في البداية، و هو يتميز بمعدل التعرف، من ناحية أخرى في نظام للتحقق يعمل على تقرير ما إذا كان الوجه في المدخلات هو فعلا وجه الشخص المعلن أم لا، لتقدير المسافة بين صورتين يجب تقدم مقياس للتشابه [1].

5.1 الصورة الرقمية

هي مصفوفة مشفرة تحت عدد معين من البايتات، (bits) يمكن الحصول على الصور الرقمية عبر العديد من الأجهزة التي تتماشى مع مجال تطبيقها، في حالة المجال الطبي مثلا فإنه يمكن الحصول على الصورة عبر آلة التصوير بالرنين المغناطيسي (MRI Resonance Imaging) (Magnetic) .

الصورة الرقمية هي مصفوفة عناصرها هي بيكسالات، تم تمييز كل بيكسل بوضعه المكاني و شدة إضاءته، هذه الإضاءة تشير إلى المستوى الرمادي في الصورة الرمادية وللألوان في الصورة الملونة. الصورة الرمادية تكون مشفرة تحت 8 بايتات، اللون الأسود (0) و اللون الأبيض (255) أما الصورة الملونة فهي تتميز بخليط RGB. وكل عنصر يتغير من 0 إلى 255 أي أن (R هو الأحمر، G هو الأخضر، B هو الأزرق) .

6.1 الإشكالية و العوائق

يطرح التعرف على الوجوه تحديات عديدة لأن الوجوه هي عبارة عن صور ثلاثية الأبعاد وقابلة للتشوه. اقتصرنا في هذا العمل على التعرف على الوجوه انطلاقا من صور ثنائية الأبعاد 2D للوجه في بيئات غير مقيدة (في سياق فيديوهات المراقبة) [2]، مثل هذه الأنظمة يجب أن يكون قادرا على التعامل مع المشاكل التالية :

• الاختلافات في تعابير الوجه

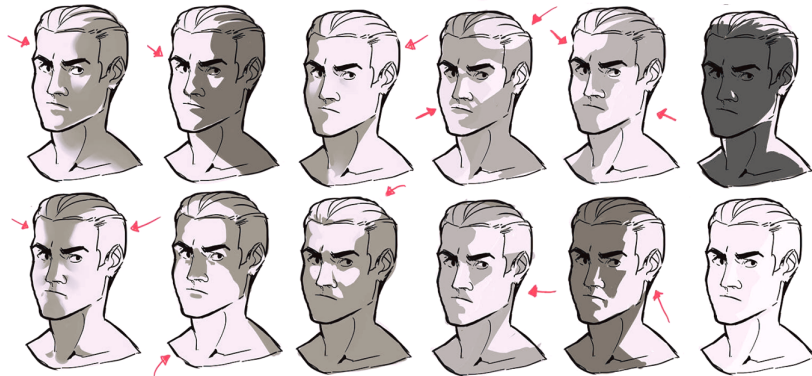
تعايير الوجه المختلفة مثل الغضب، الضحك، الإبتسامة تغير من المظهر الطبيعي وبنية الوجه وهذا يؤثر على نتيجة التعرف.



شكل 3.1 - معايير الوجه المختلفة

• اختلافات الإضاءة

إن الضوء المنبعث من عدة اتجاهات ينتج تغيرا واضحا في مظهر الوجه، كما أن تغير الإتجاه وتوزيع طاقة الإضاءة المحيطة مع البيئة ثلاثية الأبعاد للوجه البشري تنتج اختلافات أكبر في الظلال و التظليل على الوجه.



شكل 4.1 - تأثير اتجاه منبع الإضاءة على مظهر الوجه

• اختلافات الوضعية

تشكل وضعية الوجه تحديا آخر في التعرف على الوجوه حيث أن محاذاة صور الوجه ثنائية الأبعاد المختلفة والتي تمتلك وضعيات مختلفة هي مهمة صعبة.



شكل 5.1 - تأثير وضعية الوجه

• الانسداد

وهذا يحدث نتيجة وجود شيء خارجي يظهر بين مساحة الوجه و الكاميرا ، الإنسدادات المعروفة تتمثل في الإكسوارات مثل : النظارات ، القبعة ، الوشاح ، الهاتف واليد على الوجه، ومن بين مصادر الإنسداد الأخرى نجد أيضا مواد التجميل أو أن يكون الوجه خلف سياج ...



شكل 6.1 - بعض الإنسدادات المعروفة

• التقدم في العمر

الوجه البشري يتغير باستمرار فكلما زاد عمر الشخص يستمر مظهره في التغير وهذا ما يؤثر على أداء نظام التعرف على الوجوه.

virtual face



شكل 7.1 - مظاهر التقدم في العمر على وجه افتراضي

• التعرف على وجوه متشابهة

يمكن لشخصين مختلفين أن يملكا وجهين متشابهين مثل التوأمن والذي يصعب أحيانا حتى على البشر أن يتعرف عليهما، وبالتالي هذا التشابه يؤثر أيضا على الأداء الجيد لنظام التعرف على الوجوه. [7]



Twins

Brothers

شكل 8.1 - التشابه بين الإخوة والتوأمن

7.1 مجالات استعمال نظام التعرف على الوجوه

يظل المجال الرئسي لهذه التقنية هو مجال الأمن ، في هذا المجال يتطلب التعرف على هوية الشخص والمصادقة عليه تقنية التعرف على الوجه، كمثال جيد نأخذ:

• مطار فرانكفورت في ألمانيا أين يتم استعمال التعرف على الوجوه لجعل مراقبة المسافرين عملية أكثر آلية [9].

• تحليل الفيديوهات الملتقطة بواسطة أنظمة الكاميرات الخارجية التي تديرها المدن الكبرى هي مثال آخر حيث يمكن التعرف على الأشخاص المشتبهين [10].

• تقوم وكالات الإشهارات بتطوير ألواح إعلانات ذكية، فبفضل تقنية التعرف على وجوه الأشخاص يرون تقوم اللوحات بتكييف المحتوى المعروض [20].

• في البرازيل، استعدت الشرطة لكأس العالم في كرة القدم 2014 كالتالي : استعملت نظارات مزودة بكاميرات قادرة على تصوير 400 صورة في الثانية و مقارنتها بقاعدة بيانات رقمية تحتوي على 13 مليون صورة [19].

و مزال هناك الجديد في هذه التكنولوجيا و هذا بسبب تطوير كاميرات جديدة من النوع 3D. هذه الكاميرات تلتقط الصور أفضل من الكاميرات العادية، لأنها تعطي صورة ثلاثية الأبعاد لكل وجه.

8.1 إيجابيات وسلبيات تقنيات التعرف على الوجوه

يمكن تلخيص إيجابيات تقنية التعرف على الوجوه وسلبياتها في الجدول (2.1) التالي:

الفصل 1. التعرف على نظام التعرف على الوجوه الإيجابية وسلبية تقنيات التعرف على الوجوه

الإيجابيات	السلبات
<ul style="list-style-type: none">- قابلية كبيرة لدى الأشخاص مقارنة مع التقنيات الأخرى مثل كلمات المرور والبطاقات ...- تقنية غير مكلفة وتمنع التطفل على المستخدمين- سهل التركيب والإستعمال ولا يحتاج معدات خاصة كثيرة ما عدا كاميرا ذات دقة مقبولة أو عالية- لا يوجد اتصال جسدي ولا يتطلب قيام المستخدم بأي فعل	<ul style="list-style-type: none">- تكنولوجيا حساسة لبيئة العمل (الإضاءة، الوضعية، تعابير الوجه ...).- صعوبة في التعرف على التوأم الحقيقي- حساسة للتغيرات (اللحية، النظارات، الجراحة ...)

جدول 1.1 - محاسن ومساوئ تقنية التعرف على الوجوه

[1][21]

9.1 خاتمة

تكمن أهمية هذا الفصل في أنه يعطي تعريفا تاما حول ماهية نظام التعرف للوجوه وكافة المفاهيم التي تحيط بهذا السياق، ابتداء من تعريف للنظام ومرورا بتاريخه واستعمالاته في الواقع، كما تطرقنا إلى تعريف الصورة الرقمية وأهم العوائق والإشكاليات التي تواجه النظام ومجالات استخدامه، سنتعرف في الفصل القادم على المفاهيم الرياضية التي تساعدنا في تلك المعادلات والتغيرات التي تطرأ على الصورة الرقمية لاحقا، وختاما لهذا الفصل وضعنا إستعمالات مثل هذه الأنظمة في الحياة مشيرين ثم لخصنا إيجابيات وسلبيات انظمة التعرف على الوجه.

الفصل 2

مفاهيم رياضية تخص تحليل المكونات الرئيسية

1.2 مقدمة

مثلاً أشرنا في الفصل السابق، فإن كل عملية للتعرف على الوجه تحتاج صورة رقمية للعمل عليها، والتي تطرأ عليها عدة تغيرات، لهذا تم وضع هذا الفصل من أجل توفير كافة المعارف والمفاهيم الرياضية التي تستعملها طريقة تحليل المكونات الأساسية، فهذه الطريقة تستقبل صوراً على شكل مصفوفات بيكسل الموضح معناها في الفصل الأول، ثم يجري عليها مجموعة من المعادلات الرياضية لاستخراج النتائج المطلوبة، يحتوي على هذا الفصل على تعريفات للمصفوفات وخصائصها والعمليات المختلفة عليها، كما يتناول جانباً آخر في الجبر الخطي وبالتحديد التطبيقات والمزوج الخطية والقيم والأشعة الذاتية، ثم ينتقل إلى مجال الإحصاء مبرزاً المتوسط الحسابي والتباين والتغاير ومصفوفة التغاير التي تلعب دوراً مهماً لاحقاً، وينتهي هذا الفصل بالمسافات.

2.2 الجبر الخطي

1.2.2 المصفوفات:

1.1.2.2 تعريف المصفوفة

ليكن $K = (\mathbb{R} \vee \mathbb{C})$ حقلاً، وليكن m و n عددين طبيعيين، ولنأخذ جميع المقادير a_{ij} من الحقل K حيث $i = 1, \dots, n$ و $j = 1, \dots, m$ ولنشكل الجدول التالي:

$$\begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1m} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & a_{2m} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{n1} & a_{n2} & \cdots & a_{nm} \end{pmatrix}$$

نسمي هذا الجدول مصفوفة، نسمي مجموعة العناصر التي لها نفس الدليل الأول سطراً، ومجموعة العناصر التي لها نفس الدليل الثاني عموداً، ونقول عندئذ أن المصفوفة هي ذات n سطراً و m عموداً.

نلاحظ أن a_{ij} هو عنصر من الحقل K ، وبذلك فإننا نعتبر أعمدة المصفوفة أعلاه أشعة من الفضاء K^n ، وأسطر نفس المصفوفة أشعة من الفضاء K^m .

العنصر a_{ij} هو عنصر من المصفوفة يقع في السطر i والعمود j ، ونرمز للمصفوفات عادة بالأحرف الكبيرة (A, B, \dots) ، ونرمز لمصفوفة كهذه بالرمز $A = (a_{ij})$.
 نسمي المصفوفة التي عدد أسطرها n وعدد أعمدها m ، بالمصفوفة ذات البعد $n \times m$ ، ونرمز لمجموعة المصفوفات ذات العناصر من الحقل K بالرمز $M_{n,m}(K)$.
 نقول عن المصفوفة $A = (a_{ij}) \in M_{n,m}(K)$ بأنها مربعة إذا كان $n = m$ ، عندئذ يسمى n بعد المصفوفة وتسمى العناصر a_{ii} حيث $(i = 1, \dots, n)$ في المصفوفة بالقطر الرئيسي.

2.1.2.2 عكس مصفوفة

لتكن $A \in M_n(K)$ ، عكس المصفوفة المربعة أو المصفوفة العكسية للمصفوفة A هي المصفوفة المربعة التي نرمز لها بـ A^{-1} والتي تحقق:

$$A^{-1} \times A = A \times A^{-1} = I_n$$

حيث I_n هي مصفوفة الوحدة لـ $M_n(K)$

3.1.2.2 العمليات على المصفوفات

• ضرب المصفوفات

لتكن A و B مصفوفتين، حاصل الضرب AB بهذا الترتيب للمصفوفة $A = (a_{ij})$ التي بعدها $n \times p$ ، والمصفوفة $B = (b_{ij})$ التي بعدها $p \times m$ ، يقصد به المصفوفة $C = (c_{ij})$ والتي بعدها $n \times m$ حيث:

$$c_{ij} = a_{i1}b_{1j} + a_{i2}b_{2j} + \dots + a_{ip}b_{pj} = \sum_{k=1}^p a_{ik}b_{kj} \quad ,$$

$$i = 1, 2, \dots, n \quad , \quad j = 1, 2, \dots, m$$

حيث A مكونة من n سطر، و B مكونة من m عمود، لتكوين $C = AB$ فإن كل سطر من A يضرب مرة واحدة فقط في كل عمود من أعمدة B ، إن العنصر c_{ij} من C ، هو حاصل ضرب السطر ذي الرقم i من A بالعمود ذي الرقم j من B .

نقول أن حاصل الضرب معرف أو أن A موافقة ل B بالنسبة للضرب إذا كان عدد أعمدة A مساويا لعدد أسطر B . وإذا كان A موافقا ل B بالنسبة للضرب (AB معرف)، فهذا لا يعني أن B موافق ل A بالنسبة للضرب (إن AB يمكن أن يكون أو لا يكون معرفا).

مثال

$$\text{لتكن المصفوفتان: } A = \begin{pmatrix} 2 & 0 & 1 \\ 3 & -1 & 2 \end{pmatrix} \text{ و } B = \begin{pmatrix} 5 & 1 \\ 2 & 3 \\ 3 & 5 \end{pmatrix}$$

نلاحظ أن A لها ثلاث أعمدة و B لها ثلاث أسطر، إذن يمكن إجراء الجداء. كما أن A لها سطرين و B لها عمودين و منه مصفوفة الجداء رتبها 2×2

$$\begin{aligned} A.B &= \begin{pmatrix} 2 & 0 & 1 \\ 3 & -1 & 2 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 5 & 1 \\ 2 & 3 \\ 3 & 5 \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} 10+3 & 2+5 \\ 15-2+6 & 3-3+10 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 13 & 7 \\ 19 & 10 \end{pmatrix} \end{aligned}$$

• قسمة المصفوفات

ابتداء فإنه لا توجد قسمة مصفوفة على مصفوفة، فالعملية $\frac{A}{B}$ غير موجود، ولكن إذا كانت المصفوفة العكسية B^{-1} موجودة فإن العملية AB^{-1} أو $B^{-1}A$ هي المعرفة في المصفوفات، و على هذا الأساس إذا أردنا حل المعادلة $Ax = b$ للمجهول x فإنه إذا كانت المصفوفة المعاكسة A^{-1} موجودة، فإن $x = A^{-1}b$ و ذلك بالضرب (من اليسار) في A^{-1} واستعمال $A^{-1}A = I$ ، و هذا ما سنتعرف عليه في الفصول القادمة.

• منقول مصفوفة A^T

لتكن $A = (a_{ji}) \in M_{n,m}(K)$ ، منقول المصفوفة A هي المصفوفة $B = (a_{ji})$ الناتجة عن جعل أعمدة A أسطرا في B ، وأسطر A أعمدة في B .

ونرمز لمنقول المصفوفة A بالرمز A^T .

مثال

$$B = A^T = \begin{pmatrix} 2 & 1 & 0 \\ 3 & 5 & 1 \end{pmatrix} \text{ لدينا } A = \begin{pmatrix} 2 & 3 \\ 1 & 5 \\ 0 & 1 \end{pmatrix} \text{ فإن منقولها هو:}$$

• أثر مصفوفة $tr(A)$

أثر المصفوفة المربعة التي بعدها $n \times n$ هو قيمة سلمية، يرمز لها بالرمز $tr(A)$ ، تعطى بالعلاقة

$$tr(A) = \sum_{i=1}^n a_{ii} \text{ ؛ أي مجموع عناصر القطر الرئيسي.}$$

مثال

$$tr(A) = 5 - 5 + 3 = 3 \text{ فإن } A = \begin{pmatrix} 5 & 6 & 7 \\ 0 & -5 & 3 \\ 4 & 3 & 3 \end{pmatrix}$$

• محدد مصفوفة $n \times n$

نعرف أولاً المصغر وهو محدد أي مصفوفة مربعة فرعية من المصفوفة A ، تنشأ هذه المصغرات من حذف السطر i والعمود j اللذان يحويان العنصر a_{ij} من المصفوفة A ويرمز له بـ M_{ij} .

كقاعدة فإن المصفوفة المربعة التي بعدها $n \times n$ يكون لها n^2 من المصغرات ذات البعد $(n-1) \times (n-1)$

ونعرف الآن العامل Cofactor فنقول أن عامل العنصر a_{ij} هو قيمة سلمية α_{ij} حيث: $\alpha_{ij} = (-1)^{i+j} M_{ij}$

ومنه محدد المصفوفة المربعة $A = (a_{ij})_{1 \leq i, j \leq n}$ يحسب من أي سطر ومن أي عمود نختاره، وذلك بضرب كل عنصر من عناصر هذا السطر (أو العمود) في عامله ثم جمع حواصل الضرب. أي أنه بالفك من السطر i :

$$|A| = a_{i1}\alpha_{i1} + a_{i2}\alpha_{i2} + \dots + a_{in}\alpha_{in} = \sum_{k=1}^n a_{ik}\alpha_{ik}$$

أي أنه بالفك من العمود j :

$$|A| = a_{1j}\alpha_{1j} + a_{2j}\alpha_{2j} + \dots + a_{nj}\alpha_{nj} = \sum_{k=1}^n a_{kj}\alpha_{kj}$$

[23]

• تحويل المصفوفة $n \times n$ إلى الشعاع $n^2 \times 1$ (Vectorization)

تحويل المصفوفة A بعدها $n \times m$ إلى الشعاع الذي بعده $N \times 1$ (حيث $N = n \times m$) هو التطبيق الخطي الذي يحول أي مصفوفة إلى مصفوفة عمودية عدد أعمدتها هو 1 أي شعاع ونرمز له بـ vec ، بإعطاء المصفوفة A أسفله يمكننا تحويلها إلى الشعاع v المبين:

$$A = \begin{bmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \end{bmatrix} \quad v = \begin{bmatrix} a_{11} \\ a_{21} \\ a_{12} \\ a_{22} \\ a_{13} \\ a_{23} \end{bmatrix}$$

[15]

2.2.2 الفضاء الشعاعي

1.2.2.2 تعريف الفضاء الشعاعي

ليكن k حقلا ، V مجموعة غير خالية ، نقول أن V هو فضاء شعاعي على الحقل k إذا تحقق الشرطان التاليان :

* إذا كان $(V, +)$ زمرة تبديلية .

* إذا وجد تطبيق للجداء الديكارتي $k \times V$ في V بحيث يشارك كل زوج مرتب $(\lambda, x) \in k \times V$

بعنصر من V ندل عليه بالرمز λx

و يحقق الخواص التالية :

$$\begin{aligned} \forall \lambda, \mu \in k, \forall x \in V, (\lambda + \mu)x &= \lambda x + \mu x. \\ \forall \lambda \in k, \forall x, y \in V, \lambda(x + y) &= \lambda x + \lambda y. \\ \forall \lambda, \mu \in k, \forall x \in V, \lambda(\mu x) &= (\lambda\mu)x. \\ \forall x \in V, 1.x &= x. \end{aligned}$$

حيث 1 هو عنصر حيادي في الحقل k . تسمى عناصر V بالأشعة، وعناصر k بالمقادير السلبية، ويسمى التطبيق $(\lambda, x) \mapsto \lambda x$ ضرب الشعاع x بالمقدار السلمي λ .

2.2.2.2. تعريف الفضاء الشعاعي الجزئي

ليكن V فضاء شعاعيا على الحقل k ، و تكون F مجموعة جزئية غير خالية من V . نسمي F فضاء شعاعيا جزئيا من الفضاء الشعاعي V ، إذا كان F فضاء شعاعيا بالنسبة لنفس العمليتين في V (أي الجمع في V و الضرب بمقدار سلمي في k). أي أنه إذا كان $(F, +)$ زمرة جزئية من الزمرة $(V, +)$ و كذلك لكل $\lambda \in k$ ، و لكل $v \in V$ يكون $\lambda v \in F$ و تحقق شروط الفضاء الشعاعي.

3.2.2.2. تعريف الأساس و البعد

ليكن V فضاء شعاعيا على الحقل k ، نقول أن مجموعة الأشعة $\{v_1, \dots, v_n\}$ و تحقق هي أساس للفضاء الشعاعي V إذا تحقق ما يلي :

- إذا كانت v_1, \dots, v_n مستقلة خطيا.
- إذا كانت أي شعاع من V مزجا خطيا للأشعة v_1, \dots, v_n .

أي مجموعة الأشعة $\{v_1, \dots, v_n\}$ تولد الفضاء الشعاعي V . نسمي عدد أشعة الأساس بعد الفضاء الشعاعي V . إذا كان عدد أشعة الأساس في الفضاء V هو n ، عندئذ نقول أن V ذو بعد منتهي n . نرمز لبعد الفضاء الشعاعي V بالرمز $\dim V = n$ ، و أن $\dim \{0\} = 0$.

3.1.2 التطبيقات الخطية

4.2.2.2 التطبيقات الخطية والمزج الخطي

تعريف.

ليكن E و F فضاءان على نفس الحقل K ، نقول عن التطبيق $f : E \rightarrow F$ أنه خطي إذا كان:

$$\begin{cases} 1) \quad \forall x, y \in E; & f(x + y) = f(x) + f(y) \\ 2) \quad \forall x \in E, \forall u \in K; & f(ux) = uf(x) \end{cases}$$

أو باختصار العلاقة التالية:

$$\forall x, y \in E, \forall u, v \in K \quad f(ux + vy) = uf(x) + vf(y)$$

• خواص

ليكن E و F فضاءان على نفس الحقل K ، و $f : E \rightarrow F$ تطبيق خطي لدينا:

$$f(0) = 0 \quad \bullet$$

• من أجل كل $x_1, x_2, \dots, x_n \in E$ والسلميات $a_1, a_2, \dots, a_n \in K$ فإن: ...

$$f(a_1x_1 + a_2x_2 + \dots + a_nx_n) = a_1f(x_1) + a_2f(x_2) + \dots + a_nf(x_n)$$

[22]

تعريف صورة ونواة تطبيق خطي

ليكن V_1 و V_2 فضاءين شعاعيين على نفس الحقل k و ليكن f تطبيقا خطيا للفضاء الشعاعي V_1 في الفضاء الشعاعي V_2 . نسمي مجموعة العناصر $x \in V_1$ والتي تحقق $f(x) = 0_2$ بنواة التطبيق الخطي f و نرسم له بالرمز $\ker f$ أي أن:

$\ker f = \{x \in V_1 \mid f(x) = 0_2\} = f^{-1}(0_2)$
 ونسمي مجموعة العناصر $y \in V_2$ والتي هي صور لعناصر من V_1 بصورة f و نرمز لها بالرمز Imf ، أي أن:
 $Imf = \{y \in V_2 \mid \exists x \in V_1, f(x) = y\}$

5.2.2.2 القيم الذاتية والأشعة الذاتية

• القيمة الذاتية

نسمي قيمة ذاتية للمصفوفة المربعة A كل عنصر $\lambda \in K$ يحقق المعادلة $Ax = \lambda x$ حيث x شعاع له n مركبة و $x \neq 0$ والتي تكافئ:

$$(A - \lambda I)x = 0$$

المعادلة $(A - \lambda I)x = 0$ لا تقبل $x = 0$ كحل لها إذا وفقط إذا تحقق $\det(A - \lambda I) = 0$ بنشر المحدد نجد كثير حدود من الدرجة n يسمى كثير الحدود المميز ونكتب:

$$P_A(\lambda) = \det(A - \lambda I) \Rightarrow a_0 + a_1\lambda + a_2\lambda^2 + \dots + a_n\lambda^n$$

القيم الذاتية للمصفوفة A هي جذور كثير الحدود المميز، والأشعة الذاتية هي الحلول غير المعدومة للمعادلة $(A - \lambda I)x = 0$ [23]

• الشعاع الذاتي

كما نعلم أنه يمكننا ضرب مصفوفتين في بعضهما البعض مع مراعاة شرط بعديهما، فإن الشعاع الذاتي هو حالة خاصة من هذه العملية المصفوفية.

ليكن E شعاع ذاتي لمصفوفة مربعة M و λ عدد حقيقي، إذن:

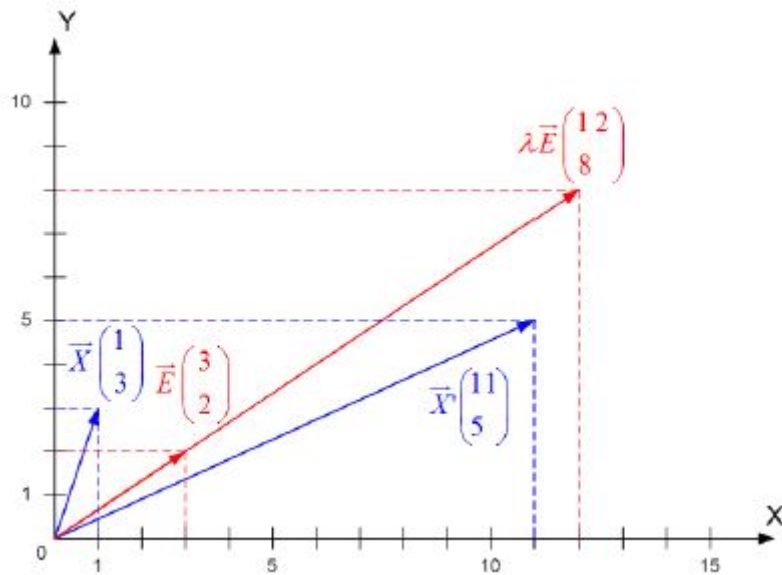
$$M.E = \lambda \times E, \quad \lambda \in \mathbb{R}$$

حيث λ هو القيمة الذاتية المرافقة للشعاع الذاتي E . كلما كانت القيمة الذاتية كبيرة كلما كانت المعلومة المحتواة في الشعاع الذاتي المرافق مهمة. من خلال المعادلة السابقة نلاحظ جيدا أن الأشعة الذاتية لمصفوفة مربعة M هي الأشعة التي تتأثر بتغير الاتجاه عند حساب الجداء المصفوفي، على اليسار، لـ M . ولهذا هذه الأشعة الذاتية تدعى أيضا المتجهات الرئيسية للمصفوفة M .

مثال

$$\begin{pmatrix} 2 & 3 \\ 2 & 1 \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} 1 \\ 3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 11 \\ 5 \end{pmatrix}$$

$$\begin{pmatrix} 2 & 3 \\ 2 & 1 \end{pmatrix} \times \begin{pmatrix} 3 \\ 2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 12 \\ 8 \end{pmatrix} = 4 \times \begin{pmatrix} 3 \\ 2 \end{pmatrix}$$



شكل 1.2 - وصف شعاع ذاتي $M \cdot E$

أي شعاع X يصبح X' والاتجاه تغير، الشعاع الذاتي E أصبح λE والاتجاه يبقى كما هو

• خصائص الأشعة الذاتية

1. الأشعة الذاتية لا تمتلك معنى إلا مع المصفوفات المربعة لكن كل مصفوفات مربعة لا تملك بالضرورة أشعة ذاتية.
2. كل مصفوفة ذات بعد $(n \times n)$ وتتملك أشعة ذاتية، فهي إذن تمتلك n شعاع ذاتي على الأكثر.
3. حتى إذا كان الشعاع الذاتي يخضع لتحاكي ما قبل أن يكون مضروباً في مصفوفة تحويل، نتحصل دائماً كنتيجة على ضربهما على مضاعف الشعاع الذاتي، وهذا الأخير يفسر في الحقيقة أن أي تحاكي يغير من طول شعاع ولكن لا يغير اتجاهه.
4. كل الأشعة الذاتية لمصفوفة تكون متعامدة فيما بينها حيث أن المصفوفة تأخذ عدد أبعاد الفضاء الشعاعي الذي نعمل فيه. هذا يدل على أنه بمقدورنا التعبير عن معطيات الانطلاق حسب الأشعة المتعامدة، بدلا من التعبير عنها حسب المحورين x و y [16].

3.2 الإحصاء

1.3.2 المتوسط الحسابي

لنفرض أن X هو الشعاع الممثل لتوزيع n معطيات ذات الشكل: $X = [X_1, X_2, \dots, X_i, \dots, X_n]$.
المتوسط \bar{X} لهذا التوزيع يكتب من الشكل:

$$\bar{X} = \sum_{i=1}^n \frac{X_i}{n}$$

2.3.2 الانحراف المعياري

الانحراف المعياري هو مقياس لتشتت مجموعة من المعطيات. من وجهة نظر نوعية، الانحراف المعياري يصف عرض توزيع معطيات وذلك بقياس التشتت حول المتوسط الحسابي

صيغة الانحراف المعياري σ هي:

$$\sigma = \sqrt{\sum_{i=1}^n \frac{(X_i - \bar{X})^2}{n}}$$

3.3.2 التباين

التباين هو مقياس آخر لقياس تشتت مجموعة من المعطيات، وهو ينتج حسابيا مباشرة من تربيع الانحراف المعياري. صيغة التباين σ^2 هي:

$$\text{var}(X) = \sigma^2 = \sum_{i=1}^n \frac{(X_i - \bar{X})^2}{n}$$

4.3.2 التباين المشترك

التباين المشترك (التغاير) هو توسيع لفكرة التباين حيث يقيس في آن واحد تباين متغيرين ويعطي مصفوفة مربعة. صيغة التغاير بين متغيرين X و Y إذن تعطى بالشكل التالي:

$$\text{cov}(X, Y) = \sum_{i=1}^n \frac{(X_i - \bar{X})(Y_i - \bar{Y})}{n}$$

إذا كانت الكميتين $(X_i - \bar{X})$ و $(Y_i - \bar{Y})$ تتغيران في نفس الجهة (نقول عندئذ أن X و Y متغايران «Covariant») فإن التباين المشترك سيكون موجبا، وإذا كان $(X_i - \bar{X})$ و $(Y_i - \bar{Y})$ تتغيران في جهتين متعاكستين فإن التباين المشترك سيكون سالبا. في النهاية نلاحظ جيدا من خلال عبارة السابقة أنه إذا قمنا بحساب التباين المشترك بين المتغير ونفسه (في حالة $X = Y$) نتحصل على التباين.

5.3.2 مصفوفة التغير

تسمح لنا مصفوفة التغير بقياس التغير في آن واحد لـ n متغير، وستكون أكثر فائدة لنا لأننا سنستخدمها لمعالجة أشعة ذات مركبات عديدة خلال الخوارزميات ثنائية الأبعاد 2D في التعرف على الوجوه.

ولكن لماذا نستعمل مصفوفة؟

إذا كان علينا العمل في فضاء شعاعي بعده أكبر من 2، سيكون هناك قياسات كثيرة للتباين المشترك والتي يجب علينا حسابها جميعاً، وللتوسع أكثر، من أجل n بعد، سيتم حساب $\frac{n!}{2 \times (n-2)!}$ قيمة مختلفة للتباين المشترك (وذلك باهمال قيم القطر الرئيسي). الطريقة العملية للحصول على كل تلك القيم هو حسابها ووضعها في مصفوفة. وأيضاً من أجل n بعد، تعريف مصفوفة التغير هو:

$$C^{m \times n} = (c_{i,j}, c_{i,j} = (Dim_i, Dim_j))$$

حيث:

$$\begin{cases} C^{n \times n} & \text{عمرد } n \text{ و سطر } n \text{ ذات مصفوفة} \\ Dim_x & \text{x رقم البعد} \end{cases}$$

كمثال، إذا كان البعد 3 وباستعمال الأبعاد المعروفة x, y, z ، نحصل على مصفوفة التغير ذات البعد (3×3) ومنه قيم المصفوفة تكون كالتالي:

$$C = \begin{pmatrix} var(x) & cov(x, y) & cov(x, z) \\ cov(y, x) & var(y) & cov(y, z) \\ cov(z, x) & cov(z, y) & var(z) \end{pmatrix}$$

ملاحظة:

- على طول القطر، نلاحظ أن قيم التباين المشترك تكون وفقاً للبعد (Dim_x) ونفسه، وهي عبارة عن التباينات من أجل تلك الأبعاد.

- الشيء الملاحظ الآخر هو أنه مادام $cov(a, b) = cov(b, a)$ فإن المصفوفة تكون متناظرة بالنسبة لقطرها الرئيسي [16].

4.2 المسافات

1.4.2 تعريف

لتكن المجموعة غير الخالية E ، و $x, y \in E$ ، نقول أن تطبيق d هو مسافة إذا كان يحقق:

$$\begin{aligned} d : E \times E &\longrightarrow \mathbb{R}_+ \\ (x, y) &\longrightarrow d(x, y) \end{aligned}$$

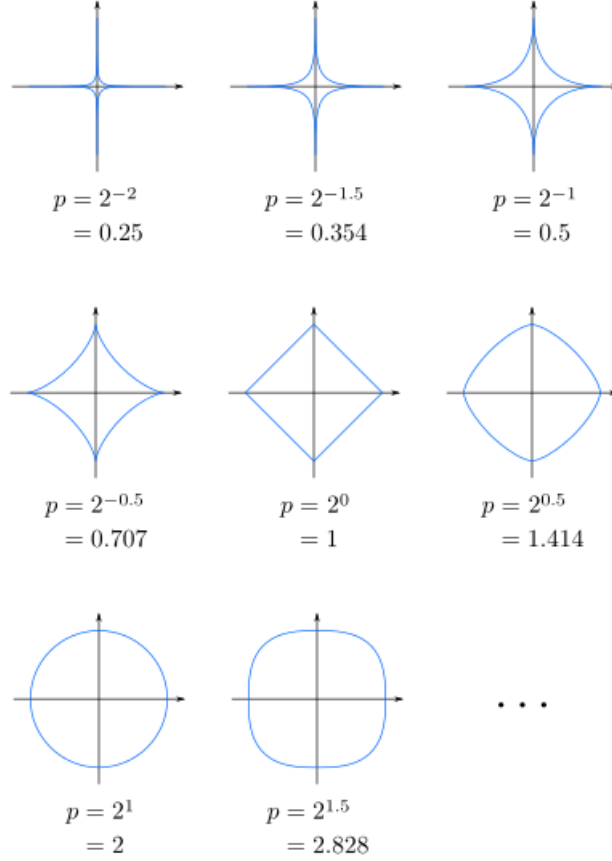
التي تحقق الشروط التالية:

1. من أجل كل $x \in E$ يكون $d(x, x) = 0$.
2. من أجل كل $x, y \in E$ يكون $d(x, y) = d(y, x)$.
3. من أجل كل $x, y, z \in E$ يكون $d(x, z) + d(z, y) \geq d(x, y)$.

2.4.2 مسافة مينكوفسكي

تعرف مسافة مينكوفسكي من أجل كل عنصرين $X = [x_1, x_2, \dots, x_n]$ و $Y = [y_1, y_2, \dots, y_n]$ من \mathbb{R}^n كالتالي:

$$d_p(X, Y) = \sqrt[p]{\sum_{i=1}^n |x_i - y_i|^p}$$



شكل 2.2 - دائرة الوحدة حسب مسافة مينكوفسكي

[18].

- عندما يكون $p = 1$ تسمى مسافة مينكوفسكي عندئذ بمسافة منهاتن (أو مسافة سيتي بلوك) وعبارتها كالتالي:

$$d_1(X, Y) = \sum_{i=1}^n |x_i - y_i|$$

• من أجل $p = 2$ نحصل على المسافة الإقليدية المعرفة كالتالي:

$$d_2(X, Y) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2}$$

• [13]

5.2 خاتمة

قنا في هذا الفصل بعرض بعض المفاهيم التي نحتاجها في الفصل القادم، والتي تخص الجبر الخطي متمثلة في المصفوفات، التطبيقات الخطية، المزج الخطي، القيم الذاتية والأشعة الذاتية، ثم وضعنا المفاهيم اللازمة في مجال الإحصاء التي تنتهي بمصفوفة التغير وهذا لدورها المهم في تطبيق عملية التعرف لاحقاً، كما عرضنا مفهوم المسافة ومسافة مينكوفسكي في آخر هذا الفصل كونها تستخدم للتعبير عن نتيجة تطبيق طريقة تحليل المكونات الأساسية للتعرف على الوجه وسنتعرف على دورها في الفصل الثالث.

الفصل 3

تحليل المكونات الرئيسية

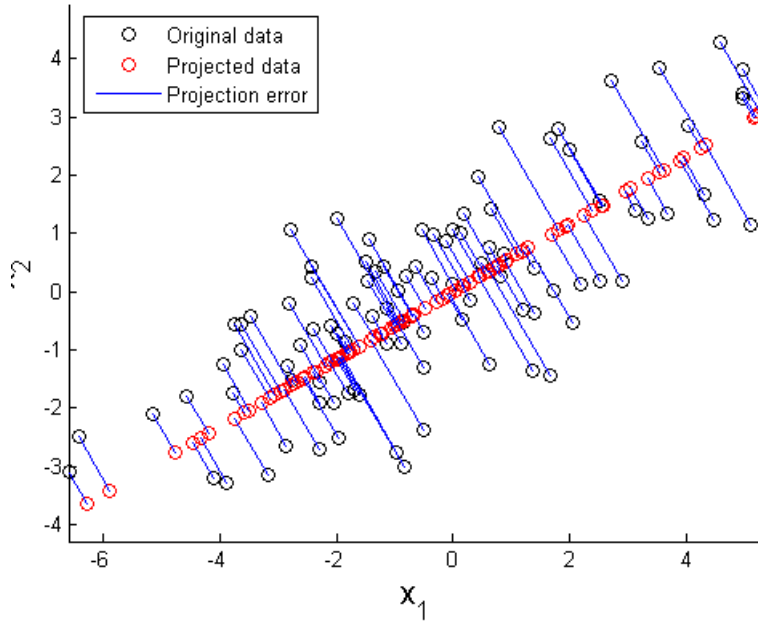
1.3 مقدمة

خوارزمية تحليل المكونات الأساسية (Principal Components Analysis) PCA كانت نتيجة لأعمال «تارك» و «بنتلاند» في معهد ماساتشوستس للتكنولوجيا (Media Lab Mit) في سنة 1991، وهي تعرف أيضا باسم الوجوه الذاتية تستعمل الأشعة الذاتية والقيم الذاتية بشكل أساسي، تعتمد هذه الطريقة على الخصائص الإحصائية المعروفة وتستعمل الجبر الخطي، وهي سريعة التنفيذ نسبيا ولكنها حساسة لمشاكل الإضاءة [14]، الوضعية وتعابير الوجه، وهي تشكل أيضا أساسا للعديد من الخوارزميات المعروفة حاليا.

تكمّن الفكرة هنا في التعبير عن عدد من الصورة التدريبية حسب قاعدة من الأشعة المتعامدة والخاصة حيث يحمل كل شعاع معلومة مختلفة عن الآخر، وبالتالي يتم التعبير عن هذه البيانات الجديدة بشكل أكثر ملاءمة للتعرف على الوجوه. نريد استخراج المعلومة المميزة من صورة الوجه لترميزها بأكثر كفاءة ممكنة وهذا لمقارنتها مع قاعدة بيانات من النماذج التي سبق ترميزها بطريقة مماثلة. سنتطرق في هذا الفصل إلى الناحية الرياضية حيث يتعلق الأمر بإيجاد الأشعة الذاتية لمصفوفة التغيرات المشكلة من مختلف الصور الموجودة في قاعدة بيانات التعلم [11].

الفكرة الأساسية لـ PCA هي تقليص بعد مصفوفة البيانات مع الاحتفاظ بأكثر عدد ممكن من الاختلافات الموجودة في مجموعة بيانات البداية، هذا التقليص غير ممكن إلا إذا كانت المتغيرات الأولية غير مستقلة وبمعاملات ارتباط بينها غير معدومة، يتم تحويل تلك المتغيرات الأولية إلى متغيرات جديدة تدعى المكونات الأساسية يتم الحصول عليها عن طريق الأمزجة الخطية للمتغيرات السابقة وتكون مرتبة وغير مرتبطة فيما بينها. يعمل تحليل المكونات الأساسية على تحديد الأشعة الذاتية ناظيمة التعامد (*ortho-nominal*) وقيمها الذاتية المرافقة انطلاقا من مصفوفة تشتت القيم الأصلية، تستعمل الأشعة الذاتية ناظمية التعامد لبناء المكونات الأساسية حيث تكون القيم الذاتية هي تباينات المكونات الأساسية المرافقة.

الفصل 3. تحليل المكونات الرئيسية.2. تطبيق تحليل المكونات الأساسية للتعرف على الوجه



شكل 1.3 - مثال عن الإسقاط باستخدام PCA

2.3 تطبيق تحليل المكونات الأساسية للتعرف على الوجه

في ما يلي سنفصل كيفية تطبيق خوارزمية تحليل المكونات الأساسية في التعرف على الوجه:

1.2.3 حساب الوجوه الذاتية

يمكن اعتبار صورة وجه $I(x, y)$ ممثلة بمصفوفة بعدها $N \times N$ على أنها شعاع بعده N^2 ، بمعنى أن صورة بعدها 256×256 تصبح شعاع بعده 65536 أو يكافئ عنصر في الفضاء الذي بعده 65536، إذن مجموعة من الصور تشكل تجميعة نقاط في هذا الفضاء الضخم. مجموعة الصور كونها متشابهة في التكوين العام لن تكون موزعة عشوائيا في فضاء ضخم للصور بل يمكن وصفها داخل فضاء جزئي بأبعاد أقل نسبيا، الفكرة العامة لـ PCA هي إيجاد الأشعة التي تمثل أفضل توزيع لصور الوجه في فضاء الصور كاملا، هذه الأشعة تعرف الفضاء الجزئي لصور الوجه وتدعو به «فضاء الوجوه»، كل شعاع يكون بعده N^2 يصف صورة بعدها $N \times N$ وهو مزج خطي لصور الوجوه الأصلية. بما أن هذه الأشعة هي الأشعة الذاتية لمصفوفة التغيرات المرافقة لصور

الفصل 3. تحليل المكونات الرئيسية.2. تطبيق تحليل المكونات الأساسية للتعرف على الوجه

الوجه الأصلية وبما أنها تشبه الوجه نوعا ما في مظهرها فإننا نشير إليها بـ «الوجه الذاتية» [14]. بعد اكتساب مجموعة الصور I_i التي تكون بنفس البعد $N \times N$ (مصفوفة البيكسالات)، يتم تمثيل كل صورة I_i كشعاع Γ_i من البيكسالات ذو بعد $N^2 \times 1$ باستعمال طريقة تحويل مصفوفة إلى شعاع الموضحة في الفصل الثاني [12].

مثال:

إذا فرضنا أن المصفوفات التالية تمثل صور وجه

$$I_1 = \begin{pmatrix} 5 & 3 \\ 4 & 1 \end{pmatrix}, \quad I_2 = \begin{pmatrix} 1 & 8 \\ 5 & 6 \end{pmatrix}, \quad I_3 = \begin{pmatrix} 9 & 7 \\ 3 & 2 \end{pmatrix}$$

فإن أشعة صور الوجه تكون كالتالي:

$$\Gamma_1 = \begin{pmatrix} 5 \\ 4 \\ 3 \\ 1 \end{pmatrix}, \quad \Gamma_2 = \begin{pmatrix} 1 \\ 5 \\ 8 \\ 6 \end{pmatrix}, \quad \Gamma_3 = \begin{pmatrix} 9 \\ 3 \\ 7 \\ 2 \end{pmatrix}$$

C:/Users/kheli/OneDrive/Bureau/Houda/el khadma/3.5.jpg

شكل 2.3 - طريقة تمثيل الصورة بشعاع

وعليه لتكن مجموعة الصور التدريبية $\Gamma_1, \Gamma_2, \dots, \Gamma_M$ حيث الوجه المتوسط Ψ معرف بـ

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Gamma_i \quad (1.3)$$

مثال:

الفصل 3. تحليل المكونات الرئيسية.2. تطبيق تحليل المكونات الأساسية للتعرف على الوجه

باستعمال المثال السابق يكون الوجه المتوسط هو:

$$\Psi = \frac{1}{3} \left(\begin{pmatrix} 5 \\ 4 \\ 3 \\ 1 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 1 \\ 5 \\ 8 \\ 6 \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} 9 \\ 3 \\ 7 \\ 2 \end{pmatrix} \right) = \begin{pmatrix} 5 \\ 4 \\ 6 \\ 3 \end{pmatrix}$$

C:/Users/kheli/OneDrive/Bureau/Houda/el khadma/3.1.jpg

شكل 3.3 - مثال لصورة متوسطة

كل وجه يختلف عن الوجه المتوسط بالشعاع

$$\Phi_i = \Gamma_i - \Psi \quad (2.3)$$

مثال (تكلمة للمثال السابق):

$$\begin{pmatrix} 5 \\ 4 \\ 3 \\ 1 \end{pmatrix}_{\Gamma_1} \quad \begin{pmatrix} 1 \\ 5 \\ 8 \\ 6 \end{pmatrix}_{\Gamma_2} \quad \begin{pmatrix} 9 \\ 3 \\ 7 \\ 2 \end{pmatrix}_{\Gamma_3} - \begin{pmatrix} 5 \\ 4 \\ 6 \\ 3 \end{pmatrix}_{\Psi} = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ -3 \\ -2 \end{pmatrix}_{\Phi_1} \quad \begin{pmatrix} -4 \\ 1 \\ 2 \\ 3 \end{pmatrix}_{\Phi_2} \quad \begin{pmatrix} 4 \\ -1 \\ 1 \\ -1 \end{pmatrix}_{\Phi_3}$$

المجموعة التدريبية هي مجموعة أشعة كبيرة جدا ستخضع لـ PCA لإيجاد مجموعة من M شعاع متعامد ناظميا u_n والتي تمثل أفضل وصف لتوزيع البيانات، يتم اختيار الشعاع ذو الدليل k أي u_k بحيث يكون

$$\lambda_k = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M (u_k^T \Phi_n)^2 \quad (3.3)$$

الفصل 3. تحليل المكونات الرئيسية.2. تطبيق تحليل المكونات الأساسية للتعرف على الوجه

أعظميا، مع مراعاة أن

$$u_l^T u_k = \delta_{lk} = \begin{cases} 1 & \text{إذا كان } l = k \\ 0 & \text{غير ذلك} \end{cases} \quad (4.3)$$

الأشعة u_k والسلميات λ_k هي على التوالي الأشعة الذاتية والقيم الذاتية لمصفوفة التغير

$$C = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Phi_n \Phi_n^T = AA^T \quad (5.3)$$

حيث المصفوفة $A = [\Phi_1 \Phi_2 \dots \Phi_N]$ والمصفوفة C بعدها هو $N^2 \times N^2$ وهنا تحديد الأشعة الذاتية ذات البعد N^2 والقيم الذاتية هو مهمة مستعصية نظرا لأحجام الصور، لهذا نحتاج إلى طريقة حسابية مجدية لإيجاد هذه الأشعة الذاتية.

مثال (تكلمة للمثال السابق):

حسب ما سبق تكون المصفوفة A كالتالي:

$$A = [\Phi_1 \Phi_2 \Phi_3] = \begin{pmatrix} 0 & -4 & 4 \\ 0 & 1 & -1 \\ -3 & 2 & 1 \\ -2 & 3 & -1 \end{pmatrix}$$

وعليه تكون مصفوفة التغير:

$$\begin{aligned} C = AA^T &= \begin{pmatrix} 0 & -4 & 4 \\ 0 & 1 & -1 \\ -3 & 2 & 1 \\ -2 & 3 & -1 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 0 & 0 & -3 & -2 \\ -4 & 1 & 2 & 3 \\ 4 & -1 & 1 & -1 \end{pmatrix} \\ &= \begin{pmatrix} 32 & -8 & -4 & -16 \\ -8 & 2 & 1 & 4 \\ -4 & 1 & 14 & 11 \\ -16 & 4 & 11 & 14 \end{pmatrix} \end{aligned}$$

الفصل 3. تحليل المكونات الرئيسية.2. تطبيق تحليل المكونات الأساسية للتعرف على الوجه

إذا كان عدد نقاط البيانات (العناصر) في فضاء الصور أقل من بعد الفضاء أي $M < N^2$ فإنه سيكون هناك $M - 1$ شعاع ذاتي فقط ذا معنى (الأشعة الذاتية الباقية تكون مرتبطة بقيم ذاتية منعدمة)، وهذا ما يجعلنا نستطيع إيجاد الحل بالنسبة للأشعة الذاتية التي بعدها N^2 عن طريق إيجاد الأشعة الذاتية لمصفوفة بعدها $M \times M$ ، كمثال نبحث عن حل لمصفوفة بعدها 16×16 بدلا من مصفوفة بعدها 16384×16384 ، وبعدها نأخذ المزوج الخطية المناسبة لصور الوجوه Φ_i [14].

باعتبار الأشعة الذاتية ν_i للمصفوفة $A^T A$ حيث

$$A^T A \nu_i = \mu_i \nu_i \quad (6.3)$$

بضرب الطرفين من اليسار في A نتحصل على

$$A A^T A \nu_i = \mu_i A \nu_i \quad (7.3)$$

أي أن

$$C(A \nu_i) = \mu_i (A \nu_i) \quad (8.3)$$

معناه

$$\begin{cases} u_i = A \nu_i \\ \lambda_i = \mu_i \end{cases} \quad (9.3)$$

ومنه نرى أن $A \nu_i$ هي الأشعة الذاتية للمصفوفة $C = A A^T$ [1].
باتباع هذا التحليل ننشئ مصفوفة L بعدها $M \times M$ تحقق $L = A^T A$ و $L_{mn} = \Phi_m^T \Phi_n$ ،
نبحث عن M شعاع ذاتي ν_l للمصفوفة L يحقق

$$L \nu_l = \mu_l \nu_l \quad (10.3)$$

هذه الأشعة تحدد المزوج الخطية لـ M مجموعة صور الوجه التدريبية لتشكيل الوجوه الذاتية u_l

$$u_l = \sum_{k=1}^M \nu_{lk} \Phi_k, \quad l = 1, \dots, M \quad (11.3)$$

الفصل 3. تحليل المكونات الرئيسية.2. تطبيق تحليل المكونات الأساسية للتعرف على الوجه

بفضل هذا التحليل نستطيع تقليل الحسابات من رتبة عدد البيكسلات في الصور (N^2) إلى رتبة عدد الصور في المجموعة التدريبية (M). تطبيقيا ستكون مجموعة صور الوجه التدريبية أصغر نسبيا ($M \ll N^2$) ويمكن التحكم في الحسابات تماما، تسمح لنا القيم الذاتية المرافقة بترتيب الأشعة الذاتية حسب فائدتها في وصف الاختلاف في الصور.

مثال:

لدينا حسب المثال السابق:

$$L = A^T A = \begin{pmatrix} 13 & -12 & -1 \\ -12 & 30 & -18 \\ -1 & -18 & 19 \end{pmatrix}$$

الأشعة الذاتية لهذه المصفوفة هي:

$$\begin{pmatrix} 0.5774 \\ 0.5774 \\ 0.5774 \end{pmatrix}_{\nu_1}, \quad \begin{pmatrix} -0.7681 \\ 0.1443 \\ 0.6238 \end{pmatrix}_{\nu_2}, \quad \begin{pmatrix} 0.2768 \\ -0.8036 \\ 0.5268 \end{pmatrix}_{\nu_3}$$

والقيم الذاتية المرافقة في هذه الحالة هي:

$$-4.4357 \times 10^{-15}_{\mu_1}, \quad 16.0668_{\mu_2}, \quad 45.9332_{\mu_3}$$

ومنه الأشعة الذاتية للمصفوفة C التي نريدها نستنتجها باستعمال $\mu_i = A\nu_i$ فيكون:

$$\begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1.1102 \times 10^{-16} \\ 1.1102 \times 10^{-16} \end{pmatrix}_{\mu_1}, \quad \begin{pmatrix} 1.9179 \\ -0.4795 \\ 3.2169 \\ 1.3454 \end{pmatrix}_{\mu_2}, \quad \begin{pmatrix} 5.3218 \\ -1.3304 \\ -1.9110 \\ -3.4914 \end{pmatrix}_{\mu_3}$$

الفصل 3. تحليل المكونات الرئيسية.2. تطبيق تحليل المكونات الأساسية للتعرف على الوجه

بما أن المصفوفة C متناظرة، فإن الأشعة الذاتية u_1, u_2, \dots, u_n تشكل أشعة أساس للفضاء المستعمل (سنتكلم عنه لاحقا)، وبالتالي أي شعاع صورة يمكن كتابته على شكل مزج خطي من الأشعة الذاتية لشعاع الاختلاف عن الوجه المتوسط أي:

$$\Gamma_k - \Psi = y_{k1}u_1 + y_{k2}u_2 + \dots + y_{kn}u_n = \sum_{i=1}^N y_{ki}u_i$$

2.2.3 استعمال الوجوه الذاتية لتصنيف صورة وجه

تمتد الوجوه الذاتية التي تم حسابها من الأشعة الذاتية للمصفوفة L على مجموعة أساس تستعمل لوصف صور الوجه، إستطاع سيروفيتش وكيربي (1987) تقييم نسخة محدودة في هذا الإطار اعتمادا على مجموعة من $M = 115$ صور لرجال قوقازيين مرقنة بطريقة خاضعة للمراقبة ووجدا أن 40 وجه ذاتي كانت كافية لوصف مجموعة صور الوجوه بشكل كافي. باستعمال $M' = 40$ وجه ذاتي فإن أخطاء RMS (جذر المتوسط المربع) (Root-Mean-Square) في النسخ المقتصرة لصور الوجه كانت تقريبا 2% [14]، وتوجد أمثلة أخرى فمثلا لمقارنة مختلف منهجيات التعرف على الوجوه، قام مغدم (Moghaddam) بالحفاظ على 20 شعاعا ذاتيا وبرر اختياره باستعمال خطأ معقول في إعادة التشكيل (0.0012) ومعدل تعرف 80% تم الحصول عليه من الوجوه الذاتية في قاعدة من 1829 صورة، كما حصل Zhao و Al على 300 شعاع ذاتي لقاعدة بيانات من 1038 صورة وهذا بعد ملاحظة أنه من أجل عدد كبير جدا فإن الوجوه الذاتية لا تمثل وجوه أشخاص إذن فقد كان اختيارها مبني على وتيرة الوجوه الذاتية بدلا من القيم الذاتية [13].

بما أن الوجوه الذاتية تبدو كافية لوصف صور الوجه تحت شروط متحكم فيها جدا، قرر تارك وبنتلاند التحقيق في فائدتها كأداة للتعرف على الوجه. تطبيقيا فإن M' أصغر يكون كافيا للتعرف مدام إعادة إنشاء الصورة الدقيق ليس مطلوبا. في هذا الإطار، أصبح تحديد الهوية مهمة للتعرف على نمط. تمتد الوجوه الذاتية على فضاء جزئي بعده M' من فضاء الصور الأصلي الذي بعده N^2 ، يتم اختيار الأشعة الذاتية الأهم للمصفوفة L بناء على القيم الذاتية الأكبر المرافقة لها، حسب العديد من تجارب تارك وبنتلاند التي تعتمد على $M = 16$ صورة وجه يتم استعمال $M' = 7$ وجه ذاتي [14].

الفصل 3. تحليل المكونات الرئيسية.2. تطبيق تحليل المكونات الأساسية للتعرف على الوجه

عمليا يمكن اختيار M' إما عن طريق تثبيت نسبة مئوية معينة D حيث:

$$\frac{\sum_{i=M'+1}^M \lambda_i}{\sum_{i=1}^M \lambda_i} < D \quad (12.3)$$

مع كون M هو العدد الإجمالي للأشعة الذاتية، أو بالاعتماد على كون الشعاع الذاتي رقم i يكون مساويا للتباين على طول المكون الرئيسي رقم i ، لذلك نبحث عن M' على طول طيف القيم الذاتية قبل أن تختفي [13].

C:/Users/kheli/OneDrive/Bureau/Houda/el khadma/3.4.JPG

شكل 4.3 - مثال عن انخفاض القيم الذاتية في قاعدة بيانات مستعملة مسبقا بدلالة الأشعة الذاتية المتحصل عليها

إذن، ال M' أشعة ذاتية الأولى المرافقة لـ M' قيم ذاتية الأكبر هي عامل حرج يعتمد عليه أداء نظام التعرف على الوجه، وأيضا معيار تقييم للطرق الأخرى المبنية على PCA، يعتمد إختياره على شروط التطبيق المرتبطة بالزمن المستغرق في الحساب وعدد صور الوجه المتاحة وأيضا جودة صور الوجه التي أعيد بناؤها، وبالتالي يمكن كتابة كل وجه في قاعدة البيانات على شكل مزج خطي باستعمال M' شعاع ذاتي المختار أي أن:

$$\Gamma_k - \Psi = y_{k1}u_1 + y_{k2}u_2 + \dots + y_{kM'}u_{M'} = \sum_{i=1}^{M'} y_{ki}u_i$$

الفصل 3. تحليل المكونات الرئيسية.2. تطبيق تحليل المكونات الأساسية للتعرف على الوجه

من هنا، نُعرف فضاء شعاعي مولد بتلك الـ M' أشعة ذاتية، والذي ندعوه كذلك بفضاء الوجوه E_v (Face (Space)، يمكن إعادة تشكيل الصور الأصلية عن طريق مزج خطي لهذه الأشعة الذاتية، يجدر الإشارة إلى أن الرسومات البيانية لهذه الأشعة الذاتية تشبه إلى حد ما صورا شبكية كل منها يظهر بشكل واضح نوعا ما جزء من الوجه، لهذا ندعو هذه الأشعة بالوجوه الذاتية [17].

C:/Users/kheli/OneDrive/Bureau/Houda/el khadma/3.6.jpg

شكل 5.3 - مثال للصورة الوسيطة و15 وجه ذاتي المستعمل

يتم تحويل صورة وجه Γ إلى عناصر الوجه الذاتي (إسقاطه على فضاء الوجوه) عن طريق معادلة بسيطة

$$y_k = \omega_k = u_k^T (\Gamma_i - \Psi) \quad , \quad k = 1, \dots, M' \quad (13.3)$$

الأوزان تشكل شعاع $\Omega_i^T = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_{M'}]$ التي تصف دور كل وجه ذاتي في تمثيل صورة الوجه المدخلة باعتبار الوجوه الذاتية كمجموعة أساس لصور الوجوه، يمكن استعمال الشعاع عندئذ في خوارزمية للتعرف على نمط قياسي للعثور على أي عدد من فئات الوجوه المحددة مسبقا يصف الوجه بشكل أفضل إن وجدت، الطريقة الأبسط لتحديد الفئة التي توفر أفضل وصف لصورة الوجه المدخلة هي إيجاد فئة الوجه k التي تجعل المسافة الإقليدية أصغر ما يمكن

$$\epsilon_k = \|\Omega - \Omega_k\|^2 \quad (14.3)$$

حيث Ω_k هو شعاع يصف فئة الوجه ذات الدليل k ، يتم حساب فئات الوجوه Ω_i عن طريق متوسط نتائج تمثيل الوجه الذاتي على عدد قليل (لا يقل عن واحد) من صور الوجه لكل فرد.

الفصل 3. تحليل المكونات الرئيسية.2. تطبيق تحليل المكونات الأساسية للتعرف على الوجه

نقول أن الوجه مصنف ضمن الفئة k إذا كان أصغر ϵ_k في حد ذاته أصغر من حد Θ_ϵ تم اختياره مسبقاً، إذا لم يتحقق هذا الشرط عندئذ نقول أن فئة الوجه غير معروف ويستعمل اختيارياً لإنشاء فئة جديدة.

بما أن إنشاء أشعة الأوزان يكافئ إسقاط صور الوجه الأصلية على فضاء وجوه بعده أصغر فإن العديد من الصور (معظمها لا يشبه الوجه) ستسقط على نمط شعاع معطى، وهي لا تعتبر مشكلة بالنسبة للنظام، ومع ذلك نظراً لكون المسافة ϵ بين الصورة وفضاء الوجوه هي ببساطة مربع المسافة بين متوسط صورة الإدخال المعدلة $\Phi = \Gamma - \Psi$ وإسقاطها على فضاء الوجوه

$$\text{حيث } \Phi_f = \sum_{i=1}^{M'} \omega_i u_i$$

$$\epsilon^2 = \|\Phi - \Phi_f\|^2 \quad (15.3)$$

بالتالي توجد 4 احتمالات لصورة الدخول وشعاع النمط الخاص بها:

1. قريبة من فضاء الوجوه وقريب من فئة وجوه؛
2. قريبة من فضاء الوجوه وليس قريب من فئة وجوه معروفة؛
3. بعيدة عن فضاء الوجوه وقريب ومن فئة وجه؛
4. بعيدة عن فضاء الوجوه وليس قريب من فئة وجوه معروفة.

C:/Users/kheli/OneDrive/Bureau/Houda/el khadma/3.8.JPG

شكل 6.3 - تمثيل الحالات الممكنة لتصنيف صورة

في الحالة الأولى يتم التعرف على وجود الشخص وإعطاء هويته والحالة الثانية تعبر عن وجود شخص غير معروف، الحالتين الأخيرتين تشيران إلى أن صورة الإدخال ليست صورة وجه: تبرز الحالة الثالثة حالة إيجابية خاطئة وتوجد في معظم أنظمة التعرف، في إطار عمل تارك وبنتلاند قد يتم التعرف الخاطئ بسبب المسافة الكبيرة بين الصورة والفضاء الجزئي لصور الوجه المتوقعة.

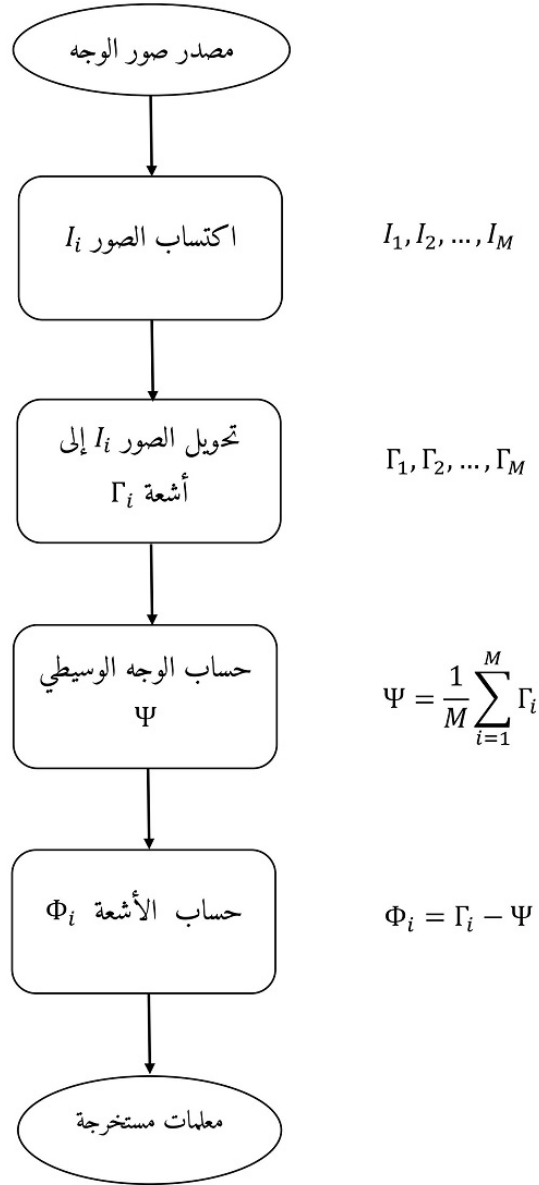
الفصل 3. تحليل المكونات الرئيسية.2. تطبيق تحليل المكونات الأساسية للتعرف على الوجه

3.2.3 ملخص عملية الوجوه الذاتية

لتلخيص العملية، نضمن عملية التعرف باستعمال الوجوه الذاتية الخطوات التالية:

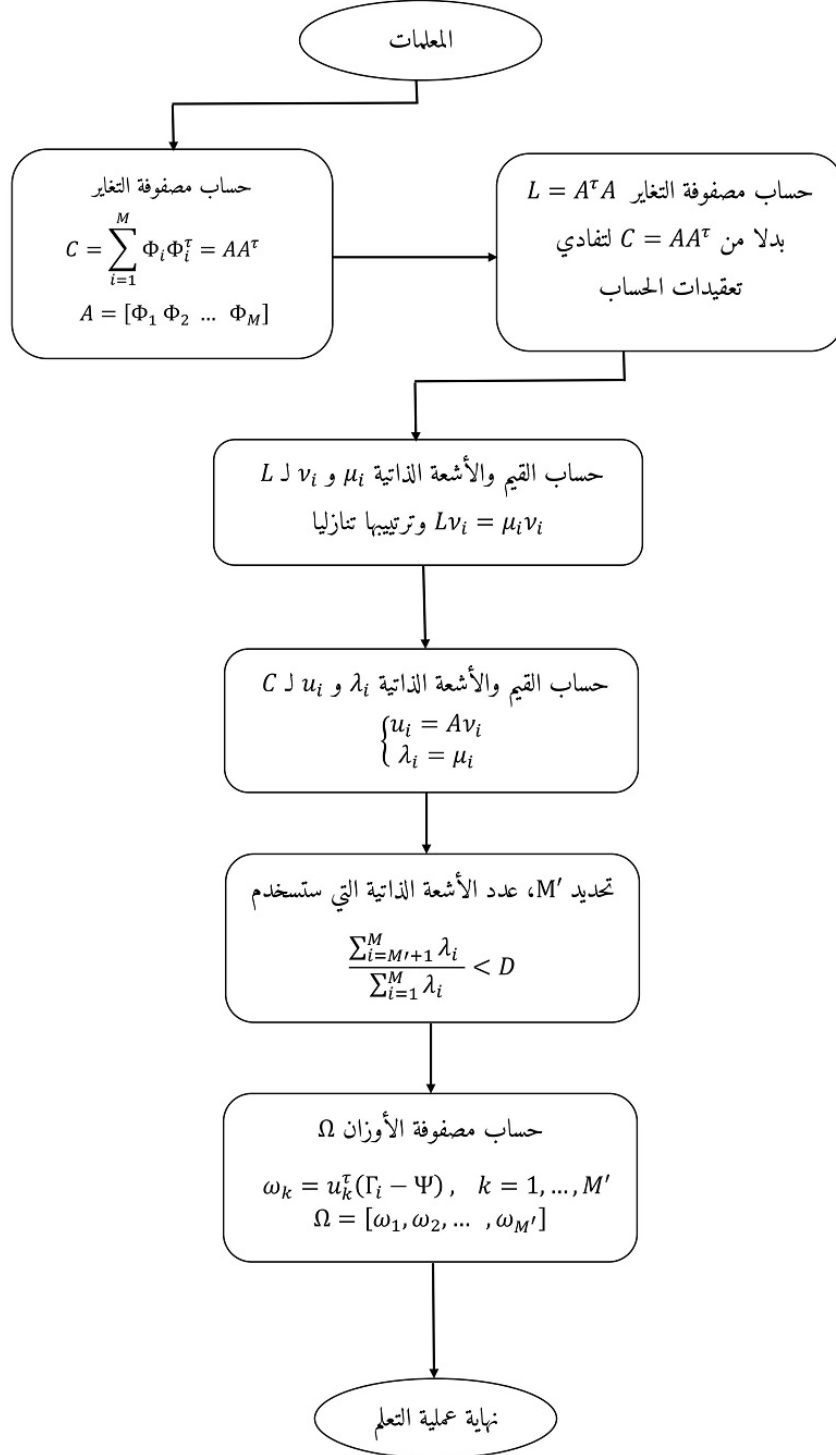
1. جمع مجموعة من صور الوجوه المميزة لأفراد معروفين، يجب أن تحتوي هذه المجموعة على عدد من الصور لكل شخص مع بعض التغييرات في التعابير والإضاءة. (لنقل مثلا 4 صور لـ 10 أشخاص أي $M = 40$ وسنستعمل هذا المثال لشرح الخطوات اللاحقة)؛
2. حساب المصفوفة L (بعدها 40×40)، إيجاد الأشعة الذاتية والقيم الذاتية، واختيار M' من الأشعة الذاتية التي ترفق القيم الذاتية الأكبر (نضع $M' = 10$ في هذا المثال)؛
3. جمع مجموعة الصورة التدريبية المنظمة وفق المعادلة (8.3) لإيجاد $M' = 10$ وجه ذاتي u_k ؛
4. حساب شعاع الفئة Ω_k من أجل كل فرد معروف باستعمال متوسط أشعة نمط الوجه الذاتي (المعادلة 8.3) المحسوبة انطلاقا من 4 صور الفرد، اختيار حد Θ_ϵ الذي أكبر مسافة مسموحة من أي فئة وجه، وحد Θ_ϵ يعرف أكبر مسافة مسموحة من فضاء الوجوه (حسب المعادلة 12.3)؛
5. حساب شعاع النمط Ω من أجل كل صورة وجه جديدة موجهة للتعرف، وأيضا حساب المسافة ϵ_i من كل فئة وجه والمسافة ϵ من فضاء الوجوه:
 - إذا كانت أصغر مسافة $\epsilon_k < \Theta_\epsilon$ والمسافة $\epsilon < \Theta_\epsilon$ فإنه يتم تصنيف الوجه المدخل كشخص مرتبط بشعاع الفئة Ω_k ؛
 - إذا كانت أصغر مسافة $\epsilon_k > \Theta_\epsilon$ لكن المسافة $\epsilon < \Theta_\epsilon$ عندئذ يتم تصنيف الصورة كغير معروف ويمكن استعمالها اختياريا لإنشاء فئة وجه جديدة.
6. إذا صنف الصورة الجديدة كشخص معروف، يمكن لها أن تضاف إلى مجموعة الصور المألوفة ويتم إعادة حساب الوجوه الذاتية (الخطوات من 1 إلى 4)، هذا يعطي فرصة للنظام أن يعدل على فضاء الوجوه ويزيد من حالات التعرف [14].

4.2.3 مخطط للتعرف على الوجه باستعمال الوجوه الذاتية



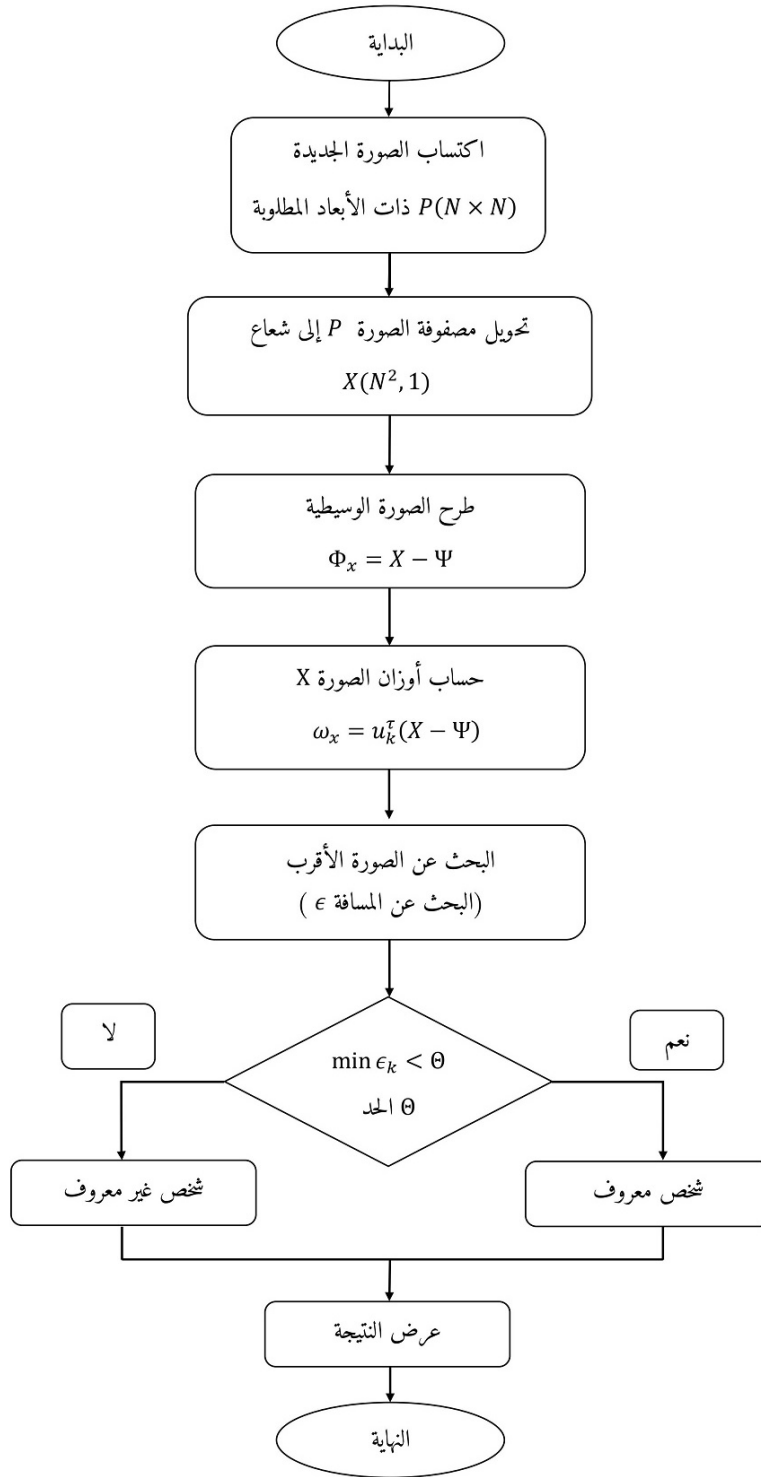
شكل 7.3 - اكتساب المعلومات الإحصائية انطلاقاً من صور الوجه

الفصل 3. تحليل المكونات الرئيسية.2. تطبيق تحليل المكونات الأساسية للتعرف على الوجه



شكل 8.3 - مرحلة التعلم

الفصل 3. تحليل المكونات الرئيسية.2. تطبيق تحليل المكونات الأساسية للتعرف على الوجه



شكل 9.3 - مرحلة التعرف على الوجه

3.3 خاتمة

قنا في هذا الفصل بعرض طريقة الوجوه الذاتية والمعادلات الخاصة بها، ودعمنا هذا الشرح بأمثلة توضيحية باستعمال مصفوفات صغيرة، وما يلاحظ أن هذه الطريقة تتميز بسهولة تطبيقها وسرعتها في التعرف، ثم تطرقنا إلى قاعدة بيانات ORL التي تستعمل كثيرا في هذا مثل هذه الأنظمة والبرامج لتبيان مدى فاعليتها.

الخلاصة

تعتبر طريقة تحليل المكونات الأساسية واحدة من أفضل طرق التعرف على الوجه، وهذا راجع لكونها طريقة سهلة التطبيق، فعالة في ميدان استخدامها وذات نتائج سريعة ومقبولة جدا، وهذا ما يشجع المستخدمين على اختيارها، وقد تم استخدامها بالفعل كقاعدة لإنشاء طرق جديدة مهجنة للتعرف على الوجه.

تقوم PCA أو طريقة الوجوه الذاتية، حسب الدراسة المقدمة في هذه المذكرة، بأخذ الصور الرقمية من المصدر سواء كانت ملفات جاهزة أو مكتسبة من كاميرا مباشرة، ثم تُطبّق عليها بعض المعادلات حتى تجعلها أشعة ذاتية تمثيلها يشبه مظهر الوجه نوعا ما، ويُفضل أن ندعوها في هذه الحالة بالوجوه الذاتية، يتم إسقاط هذه الأخيرة على فضاء الوجوه، وتستعمل هذه الإسقاطات لاحقا عندما نريد التعرف على وجه جديد. دقة الملتقط لها دور مهم أيضا في مدى فعالية النظام، فكلما كانت الدقة الأكبر كانت نتيجة التعرف أفضل خاصة وأنها تقلص تأثير المسافة على أداء النظام حسبما أوردنا في الفصل الأول، ومع ذلك فإن أنظمة التعرف على الوجه باستعمال تحليل المكونات الرئيسية، وكأي نظام آخر للتعرف ويستعمل طرق مختلفة، تتأثر كذلك بالتغيرات الناجمة عن تغير الإضاءة، حركة الرأس أو تدويره، تعابير الوجه وأيضا الانسدادات مثل ارتداء النظارات الشمسية والحية وكل ما يغير من مظهر الوجه، وهذا ما يقلل من كفاءة النظام وربما يعطي نتائج خاطئة حينها.

إن سهولة تطبيق طريقة PCA سواء من الناحية الرياضية الحاسوبية أو من الناحية المادية، فهي لا تحتاج معدات ضخمة أو خاصة لتطبيقها، جعلها مركزا لإهتمام المطورين الذين يعملون على إيجاد تطبيق أفضل لهذه الطريقة، بحيث يتم تقليص المؤثرات السلبية التي تقلل من كفاءة الطريقة أو إزالتها، فالهدف هنا هو جعل العملية أكثر سرعة وإستعمالا في المستقبل.

المراجع العلمية

- [1] Mébarka BELAHCENE. Authentification et Identification en Biométrie;
- [2] Bouchra K. Mise au point d'une application de reconnaissance faciale; 28 novembre 2013.
- [3] Mohamed Taki Allah Boudib A. Etude et réalisation d'un système de reconnaissance de faces humaines par la méthode des faces propres;
- [4] A J Goldstein L, A B Lesk. In: Identification of human faces. vol. Vol.59. Proc.IEEE; May 1971. p. .760–748
- [5] Sirovich L, Kirby M. In: A low-dimensional procedure for the characterization of human faces. vol. Vol.4. J. Optical Soc. Am. A; 1987. p. .559–524
- [6] Matthew A Turk, Alex P Pentland. Face recognition using eigenfaces. 1991;p. .591–586
- [7] In: Brijesh Iyer SN, editor. Advances in Intelligent Systems and Computing. Proceedings of ICCASP; 2018. p. .921–920
- [8] National Science and Technology Concil C. Face recongnition; August 7th, 2006. .
- [9] Martin Willich. 2nd end-user group meeting on 3d face recognition. February 21st , 2008;.

- [10] Simon Rogerson. Smart CCTV. IMIS. February 2002;Vol.12.
- [11] Ahmed Tolba A, Ahmed A El-Harby. Face Recognition: A Literature Review. International Journal of Signal Processing. 2005 01;2:88–.103
- [12] Datta A, Banerjee PK. Face Detection and Recognition: Theory and Practice; 2015.
- [13] Rouabhia C, Tebbikh H. Mesure de similarité pondérée dans l'espace 2D: Application à la reconnaissance de visages.; 2010. p. .385–373
- [14] Turk M, Pentland A. Eigenfaces for Recognition. Journal of Cognitive Neuroscience. .86–71:(1)3;1991 PMID: 23964806. Available from: <https://doi.org/10.1162/jocn.1991.3.1.71>.
- [15] Hugo Macedo JO. Typing linear algebra: A biproduct-oriented approach. Science of Computer Programming Elsevier. 2013;.
- [16] Nicolas MORIZET FRFAAA Thomas EA. Revue des algorithmes PCA, LDA et EBGMM utilisés en reconnaissance 2D du visage pour la biométrie. 2006;.
- [17] Boudjellal Sofiane. Detection et identification d'individus par methode biometrique. Université Mouloud Mameri de Tizi-Ouzo (UMMTO); 2012.
- [18] Sidney A Morris. Topology without tears. University of New England, editor; version of March 03, 2013.
- [19] Robin Vann. Brazilian police to use robocop -style glasses at world cup; April 2011. Available from: <https://www.telegraph.co.uk/news/worldnews/southamerica/brazil/8446088/Brazilian-police-to-use-Robocop-style-glasses-at-World-Cup.html>.
- [20] Shan Li, David Saino. Advertises strait using facial recognition to tailor pitches; August 21st, 2011.

Available from: <https://www.latimes.com/business/la-xpm-2011-aug-21-la-fi-facial-recognition-20110821-story.html>.

- [21] Brahmin Moustafa G. Implémentation d'un système de reconnaissance de visages à base de PCA. Université Djilali Bounaama Khemis Miliana; 2018.

[22] جورج ضايف السبتي. الجبر الخطي. دار الحكمة; 1988.

[23] شيرازاد الطالباني، نازادار اسماعيل. محاضرات في الجبر الخطي; 1989.