

جامعة محمد خيضر بسكرة
كلية العلوم و التكنولوجيا
قسم الهندسة الكهربائية



مذكرة ماستر

العلوم و التكنولوجيا
إتصالات سلكية و لا سلكية
شبكات و إتصالات
رقم:

إعداد الطالبة:

خويدم شهرزاد

يوم: 28 جوان 2022

المتوسط و الانحراف المعياري و الألوان في مصادقة الوجه

Ms et couleur a l'authentification de visage

لجنة المناقشة:

رئيسا	أ. مح أ جامعة بسكرة	الأستاذ ومان عبد المليك
مشرفا و مقرا	أ. مح ب جامعة بسكرة	الأستاذة فدياس مريم
مناقشا	بروفيسورة جامعة بسكرة	الأستاذة حامية الزهرة

السنة الجامعية : 2021 – 2022

جامعة محمد خيضر بسكرة

كلية العلوم والتكنولوجيا

قسم الهندسة الكهربائية



مذكرة ماستر

العلوم والتكنولوجيا

إتصالات سلكية و لا سلكية

شبكات و إتصالات

العنوان

المتوسط و الانحراف المعياري و الألوان في مصادقة الوجه

يوم:

28 جوان 2022

رأي الأستاذ(ة) المؤطر :

فدياس مريم

من إعداد :

خويدم شهرزاد

رأي وإمضاء رئيس لجنة المناقشة :

ومان عبد المليك

ختم وإمضاء

السنة الجامعية: 2021/2022

كلمة شكر و تقدير

قال الله تعالى " وقل اعملوا فسيرى الله عملكم و رسوله و المؤمنون "

الشكر الأول لله عز وجل الذي و فقني في إتمام هذا العمل فلولاه ما اكتمل

و من مبدأ من لا يشكر الناس لا يشكر الله

إيماننا بهذا القول أتقدم بجزيل الشكر و التقدير إلى الأستاذة الدكتورة المشرفة " فدياس مريم " على كل ما قدمته لي من توجيهات و معلومات قيمة ساهمت في إثراء موضوع دراستنا في جوانبها المختلفة ، كما أتقدم بجزيل الشكر إلى أعضاء لجنة المناقشة الموقرة.

كما أتقدم بالشكر و العرفان الجزيل لكل من مد لي يد العون و لكل من ساهم في إثراء هذا العمل و نجاحه و أخص بالذكر أختي سعادة سلمى و الأستاذ بن رابح مراد.

الإهداء

إلى من قال فيهما الله عزّ و جل :

﴿ و اخفض لهما جناح الذلّ من الرحمة، و قل رب ارحمهما كما ربّاني صغيراً ﴾.

إلى منبع الحنان و فيض المحبة و سلسبيل الحياة ، إلى التي لو فديتها بروحي و دمي ما كفيت حق عنائها و شقائها ، إلى نور عيني و نبضة قلبي ، إلى التي ملأت دنياي حباً و عطاءً ، إلى من حملتني وهنا على وهن ، إلى من جعلت الجنة تحت أقدامها. إليك أُمي الغالية أطال الله في عمرك و رعاك ، " خويدم حدة "

إلى من كان سبب وجودي ، إلى من سهر الليالي حتى يوفر لي الدفء و الحنان إلى من يسري دمه في عروقي فيزرع في كياني أنبل الأخلاق و أسماها إلى من كرس حياته لأجل تربيتي و تعليمي إلى الذي لو أهديته الدنيا بأسرها ما كافأت عطاءه إلى الذي زرع بداخلي روح العزة و الكبرياء إلى الاسم الذي حُفر في قلبي منذ الصغر : إلى أبي الغالي أطال الله في عمره ، " خويدم محمد "

إلى الغالي و سندي في هذه الحياة ، ونور بيتنا و ضيائها و عمودها فلولاها لا تستمر به الحياة
وشمعة بيتنا

أخي الحنون و العزيز " نوار " حفظه الله و أمد في عمره

إلى بهجة أيامي أخواتي و فرحتي إلى من أعطوني البسمة في الحياة إلكن أم السعد ، وئام شمس الأصيل و دعاء عصفورة بيتنا و من تملأه حيوية و إلى أختي و أُمي الثانية ليندة و عائلتها الصغيرة " زوجها و أميرتها سيدرا ليال و إستبرق " و إلى أختي و سندي نسيمة و زوجها.

إلى من قدمت لي يد العون دون انتظار مقابل لك ألف شكر ، شكرًا على كل الأوقات الجيدة التي قضيناها معًا " أختي الغالية سعادة سلمى "

المخلص

التعرف على الوجوه هي تقنية شائعة للقياسات الحيوية ، تستخدم هذه التقنية على نطاق واسع في تطبيقات التحكم في الوصول إلى الهدف المنشود و هو التعرف على الوجوه حيث هناك العديد من الأساليب العالمية والمحلية والهجينة للتعرف على الوجوه .الغرض من هذا العمل هو القيام بعملية التحقق من مصادقة الوجه بالاعتماد على طريقة MS . تستخدم أنظمة التحقق من الوجه الصور بالأبيض و الأسود، لتحسين أداء هذه الأنظمة نقترح استخدام الصور بالألوان. لأجل ذلك قمنا باختبار عدة تمثيلات للألوان لإيجاد المناسب منها لنظامنا .تم إجراء الاختبارات على قاعدة بيانات XM2VTS عالمية للتحقق من صحة هذا العمل.

الكلمات المفتاحية : MS ، القياسات الحيوية ، الألوان ، مصادقة الوجه ، XM2VTS ، و استخراج الميزات.

Résumé

La reconnaissance faciale est une technologie biométrique courante, cette technologie est largement utilisée dans les couches de contrôle d'accès où il existe des méthodes numériques globales, locales et hybrides de reconnaissance faciale. Le but de ce travail est d'effectuer le processus de vérification de l'authentification faciale en fonction de la méthode MS ; les systèmes de vérification faciale utilisent des images blanches et noires pour améliorer les performances de ces systèmes nous suggérons d'utiliser des images en couleur. Pour cela, nous avons testé plusieurs statues de couleur pour trouver les bonnes pour notre système. Des essais ont été effectués sur une base de données mondiale XM2VTS pour vérifier la validité de ces travaux.

Mots clés : MS, Biométrie, Couleur, authentification de visage, XM2VTS, extraction de caractéristiques.

فهرس المحتويات

كلمة شكر و تقدير

الإهداء

المخلص

فهرس المحتويات

قائمة الأشكال

قائمة الجداول

قائمة المختصرات

1..... مقدمة عامة

الفصل الأول تقنيات القياسات الحيوية

4..... 1.1 مقدمة

4..... 2.1 تعريف القياسات الحيوية

4..... 3.1 خصائص القياسات الحيوية

6..... 4.1 تقنيات القياسات الحيوية الرئيسية

7..... 1.4.1 القياسات الحيوية الشكلية

10..... 2.4.1 القياسات الحيوية السلوكية

13..... 5.1 تطبيقات القياسات الحيوية

14..... 6.1 المقارنة بين طرائق القياسات الحيوية

15..... 7.1 الوحدات الرئيسية لنظام القياسات الحيوية

17..... 8.1 تقييم أداء نظام القياسات الحيوية

19..... 10.1 المساحات اللونية المستخدمة

20 1.10.1 مساحة اللون RGB

21..... 2.10.1 مساحة اللون XYZ

21..... 3.10.1 مساحة اللون YUV

22..... 4.10.1 مساحة اللون YCbCr

22..... 5.10.1 مساحة اللون YIQ

22..... 6.10.1 مساحة اللون HSV

23..... 7.10.1 مساحة اللون I1I2I3

11.1 خاتمة 24

الفصل الثاني التعرف على الوجه

1.2 مقدمة 25

2.2 عملية التعرف على الوجوه 25

3.2 مزايا وعيوب التعرف على الوجوه 28

4.2 الأساليب الرئيسية للتعرف على الوجوه 29

1.4.2 الأساليب المحلية 29

2.4.2 الأساليب العالمية 30

3.4.2 الأساليب الهجينة 31

5.2 التقنيات المستخدمة للتعرف على الوجه 31

1.5.2 تحليل المكونات الرئيسية (ACP) 31

2.5.2 تحليل المكونات المستقل (ACI) 33

3.5.2 طريقة " المتوسط و الانحراف المعياري " MS 33

6.2 الخاتمة 37

الفصل الثالث النتائج و المناقشة

1.3 مقدمة 38

2.3 قاعدة بيانات XM2VTS 38

3.3 المعالجة المسبقة 40

4.3 التصنيف 40

5.3 مقياس التشابه 40

6.3 عرض نتائج التقنية المستخدمة 41

7.3 خاتمة 45

خاتمة عامة 46

المراجع

قائمة الأشكال

- الشكل 1.1 بعض طرق القياسات الحيوية 5
- الشكل 2.1 تصنيف القياسات الحيوية 7
- الشكل 3.1 ميزة القياسات الحيوية للوجه 8
- الشكل 4.1 عملية التعرف على بصمات الأصابع 8
- الشكل 5.1 جهاز القياسات الحيوية القائم على القرنية 9
- الشكل 6.1 جهاز التعرف على هندسة اليد 9
- الشكل 7.1 الحمض النووي 10
- الشكل 8.1 القياسات الحيوية للصوت 10
- الشكل 9.1 نظام القياسات الحيوية المستند على التوقيع 11
- الشكل 10.1 جهاز القياسات الحيوية القائم على المشي 11
- الشكل 11.1 تطبيقات القياسات الحيوية في حياتنا 13
- الشكل 12.1 مقارنة بين مختلف طرق القياسات الحيوية 14
- الشكل 13.1 تسجيل شخص في نظام القياسات الحيوية 15
- الشكل 14.1 تحديد هوية الفرد في نظام القياسات الحيوية 16
- الشكل 15.1 مصادقة وجود فرد في نظام القياسات الحيوية 16
- الشكل 16.1 رسم توضيحي لمعدل الرفض الكاذب و معدل القبول الخاطئ 18
- الشكل 17.1 رسم توضيحي لمعدل الرفض الكاذب و معدل القبول الخاطئ و معدل الخطأ المتساوي ... 18
- الشكل 18.1 منحنى ROC 19
- الشكل 19.1 مكعب الألوان 20
- الشكل 20.1 المنحنيات المطابقة $B(\lambda)$ و $G(\lambda)$ و $R(\lambda)$ المقابلة للتجارب المعادلة مع الموحدة من قبل CIE في عام 1931 21
- الشكل 21.1 مساحة لون HSV 23
- الشكل 1.2 هندسة نظام التعرف على الوجه 25
- الشكل 2.2 مثال على الحصول على الصورة 26
- الشكل 3.2 الكشف عن الوجه 26
- الشكل 4.2 مثال على صورة التعلم 28
- الشكل 5.2 تصنيف الخوارزميات الرئيسية المستخدمة في التعرف على الوجه 31
- الشكل 6.2 الآراء العشر لشخص في قاعدة بيانات ORL 32

- الشكل 7.2 متوسط صورة الوجه 35
- الشكل 8.2 الانحراف المعياري لصورة الوجه 35
- الشكل 9.2 المتجه المميز من خلال الجمع بين المتوسط والانحراف المعياري (MS) 36
- الشكل 10.2 (a) صورة الوجه (b) الانحراف المعياري العمودي (C) الانحراف المعياري الأفقي 36
- الشكل 1.3 أمثلة على صور قاعدة XM2VTS 38
- الشكل 2.3 تكوين قاعدة البيانات 39

قائمة الجداول

6	الجدول 1.1 مقارنة بين طرائق القياسات الحيوية.....
12	الجدول 2.1 مزايا و عيوب تقنيات القياسات الحيوية.....
28	الجدول 1.2 مزايا و عيوب التعرف على الوجوه.....
39	الجدول 1.4 توزيع الصور في المجموعات المختلفة.....
41	الجدول 2.4 نتائج إحصاءات النظام الأول باللون الرمادي.....
Error!	الجدول 3.4 مقارنة أداء MS و PCA استخدام قاعدة بيانات XM2VTS (1.6 GHZ ،4 Pentium)
Bookmark not defined.	
43	الجدول 4.4 معدل خطأ طريقة MS للون RGB.....
43	الجدول 5.4 معدل خطأ طريقة MS للون XYZ.....
43	الجدول 6.4 معدل خطأ طريقة MS للون YUV.....
44	الجدول 7.4 معدل خطأ طريقة MS للون YCbCr.....
44	الجدول 8.4 معدل خطأ طريقة MS للون YIQ.....
44	الجدول 9.4 معدل خطأ طريقة MS للون HSV.....
45	الجدول 10.4 معدل خطأ طريقة MS للون I1I2I3.....

قائمة المختصرات

- Mean and Standard deviation : MS " المتوسط و الانحراف المعياري ".
- Taux de Fausse Acceptation : TFA " معدل القبول الخاطيء ".
- Taux de Faux Rejet : TFR " معدل الرفض الكاذب ".
- Taux total : TEE " معدل الخطأ المتساوي ".
- Taux d'erreur totale : TET " معدل الخطأ الإجمالي ".
- Analyse en Composantes Principales : ACP " تحليل المكونات الرئيسية ".
- Analyse en Composantes Indépendantes : ACI " تحليل المكونات المستقل ".

مقدمة

عامّة

مقدمة عامة

يعاني النمو الدولي للاتصالات ، سواء من حيث الحجم أو التنوع (المعاملات المالية ، والحصول على الخدمات ، وما إلى ذلك) من ضرورة التأكد من هوية الأفراد. في الواقع يمكن لأهمية المخاطر أن تحفز المحتالين على هزيمة الأنظمة الأمنية الحالية. و لذلك هناك اهتمام متزايد بالنظم الإلكترونية لتحديد الهوية والتعرف عليها. القاسم المشترك بينهما هو الحاجة إلى وسيلة بسيطة ، وموثوقة وغير مكلفة للتحقق من هوية الشخص دون مساعدة طرف ثالث. انفتحت سوق مراقبة الدخول مع انتشار النظم ، لكن لأشياء فعال ضد الاحتيال ، حيث أن الجميع يستخدمون معرفا خارجيا مثل : شارة/بطاقة ، مفتاح ، رمز. من الشائع نسيان رمز الوصول. هناك أيضًا العديد من المكاتب التي يتم فيها تسجيل كلمات المرور في القوائم ، الذي يمثل عيبًا خطيرًا في أمن تكنولوجيا المعلومات للشركة حيث يتم فقدان كل السرية بعد ذلك. مثل يمكن للشارة أو المفتاح سرقتها أو نسخها من قبل الأفراد الخبيثين.

يهتم هذا التخصص بتحليل السلوكية و كذلك تحليل الشكلية البشرية والدراسات ، من خلال الطرق الرياضية (الإحصاءات ، الاحتمالات ، الخ) ، الاختلافات البيولوجية للأشخاص. هذا الموضوع هو جزء من المشكلة العامة للقياسات الحيوية ، وهو علم يقترح تحديد الأشخاص من قياس مؤشراتهم البيولوجية. تعطي القياسات الحيوية طريقتين رئيسيين : التحليل السلوكي (سرعة التوقيع ، المشي ، الخ) أو تحليل الشكلي البشري (بصمات الأصابع ، قزحية العين ، شبكية العين ، الصوت ، اليد ، الوجه ، الخ). يتمثل أحد أهداف القياسات الحيوية في تأمين الوصول إلى المباني أو المعدات. يمكن القيام بذلك اليوم عن طريق فحص الهوية أو عن طريق إدخال كلمة مرور، ولكن كلتا طريقتي التحكم ملزمتان ويمكن أن يؤديا إلى عمليات تزوير. ويجب أن يتيح استخدام تقنيات القياس الحيوي تحديد هوية الشخص من خلال استشارة قاعدة بيانات ، أو التحقق من الهوية المؤكدة للفرد. لقد اخترنا طريقة «الوجه» لأنه مؤشر بيولوجي قوي للغاية يحتوي على العديد من المؤشرات على هوية الشخص و يمكن اكتساب صورته بشكل غير جارح. التعرف على شكل الوجه هو الأسلوب الأكثر شيوعًا. إنه مقبول للغاية لأنه يمكن استخدامه عن بُعد دون ملامسة الجسم. يتيح لك استخدام الكاميرا اكتساب شكل وجه الفرد ثم إزالة بعض الخصائص. الميزات الأساسية للتعرف على الوجه هي : العيون و الفم و محيط الوجه و طرف الأنف و ما إلى ذلك. اعتمادًا على النظام المستخدم ، يجب وضع الفرد أمام الكاميرا حيث يمكن أن يتحرك على مسافة معينة. وتقرن بيانات القياسات الحيوية التي يتم الحصول عليها بالملف المرجعي. يجب أن يكون البرنامج قادرًا على تحديد هوية الفرد على الرغم من اختلاف الأجهزة المادية (الشارب و اللحية و النظارات و ما إلى ذلك). الوجه

عبارة عن قياسات حيوية غير آمنة نسبياً. في الواقع تخضع الإشارة المكتسبة لتغيرات أعلى بكثير من الخصائص الأخرى. يمكن أن تحدث هذه من بين أمور أخرى ، بسبب المكياج و وجود أو عدم وجود النظارات والشيخوخة والتعبير عن العاطفة. طريقة التعرف على الوجه حساسة للاختلاف في الإضاءة والتغير في موضع الوجه عند الحصول على الصورة.

يتناول هذا الموجز موضوعاً يتعلق بمصادقة الوجه. و الغرض من نظام المصادقة هو التحقق من هوية الفرد بعد تعريفه بنفسه. وعليه فإن الأمر لا يتعلق بنظام لتحديد الهوية يكون مسؤولاً عن اكتشاف هوية شخص غير معروف مسبقاً.

تم تطوير العديد من الأساليب في التعرف على الوجوه. التقنيات المستخدمة لاستخراج ميزات صورة الوجه : تحليل المكونات الرئيسية (ACP) و تحليل المكونات المستقل (ACI) ...الخ. هنا نحن اقترحنا طريقة جديدة بناء إلى إحصائيات ترتيب إحدى صور الوجه التي تسمى (MS) " المتوسط والانحراف المعياري ". للتحقق من صحة هذا العمل اختبرنا هذه الأساليب على الصورة الأمامية لقاعدة البيانات XM2VTS وفقاً للبروتوكول المرتبط به (بروتوكول لوزان). تم اختيار قاعدة البيانات هذه بفضل شعبيتها لأنها أصبحت معياراً في مجتمع التحقق من الهوية للقياسات الحيوية السمعية و البصرية من أجل مقارنة النتائج التي تم الحصول عليها من التقنيات المختلفة المستخدمة في هذه الأطروحة ولأن الصور اللونية و المعلومات اللونية هي التي تهتمنا في هذا العمل من أجل إثبات أهمية اللون في المصادقة.

الغرض الرئيسي من هذا العمل هو إثبات أن معلومات الألوان تزيد من أداء نظام المصادقة. لهذا اختبرنا العديد من المساحات اللونية لتحويل المكونات اللونية RGB للصور الأصلية. تظهر النتائج المقدمة أن اللون يزيد من أداء نظام المصادقة بأغلبية التقنيات.

كما تظهر النتائج التي تم العثور عليها اهتمام بتطوير الأسلوب الجديد (MS) الذي يسمح بتقليل وقت الحساب بفضل بساطته و قوته عند العمل مع قاعدة بيانات كبيرة.

تتكون هذه المذكرة من جزأين : جزء نظري يحتوي على ثلاثة فصول وجزء عملي نشرح منه التجربة التي نفذناها و مخطوطتنا منظمة على النحو التالي :

الفصل الأول : سنتحدث في هذا الفصل عن المفاهيم الأساسية للقياسات الحيوية و مجالات تطبيقها و في النهاية قدمنا تقييم لأداء نظام القياسات الحيوية.

الفصل الثاني : سنقدم في هذا الفصل عملية التعرف على الوجوه و مزايا و عيوب المختلفة على الوجه و التقنيات المستخدمة و أخيراً اقترحنا تقنية تستند إلى إحصاءات (MS).

الفصل الثالث : سنكشف المساحات اللونية المستخدمة في عملنا.

الفصل الرابع : نعرض قاعدة بيانات الوجوه التي تم اختيارها لتجارينا ، و التحسينات الممكنة باستخدام معلومات الألوان لتحسين النتائج.

الفصل الأول

تقنيات القياسات الحيوية

1.1 مقدمة

القياسات الحيوية تقنية عالمية يتم استخدامها بشكل متزايد في حياتنا بهدف تحديد هوية الشخص الذي يستغل الخصائص القياسات الحيوية (الجسدية أو السلوكية أو البيولوجية) ، اعتماداً على ما يتم أخذه في الاعتبار ، مثل: - الوجه - الصوت - البصمة... وما إلى ذلك. يتم التعامل مع هذه الخصائص بأوامر معينة من العمليات الآلية باستخدام أجهزة مثل الماسحات الضوئية أو الكاميرات.

يقدم هذا الفصل مقدمة للقياسات الحيوية كأداة للتعرف على الفرد ، بدلاً من الوسائل التقليدية مثل كلمات المرور وبطاقات الهوية.

2.1 تعريف القياسات الحيوية

يمكن تعريف القياسات الحيوية على أنها التعرف التلقائي على الشخص باستخدام سمات مميزة ، تعريف آخر للقياسات الحيوية هو جميع الخصائص المادية أو السمات الشخصية التي يمكن قياسها تلقائياً و قوية ومميزة التي يمكن استخدامها لتحديد هوية الفرد أو للتحقق من الهوية الفرد المزعوم [1].

3.1 خصائص القياسات الحيوية

تسمى القياسات الحيوية التي يمكن من خلالها التحقق من هوية الفرد بطرائق القياسات الحيوية. ويبين الشكل 1.1 مثالا لبعض طرائق القياس الحيوية. وتستند هذه الطرائق إلى تحليل البيانات المتعلقة بالفرد وتصنف عموماً إلى ثلاث فئات : القياسات الحيوية البيولوجية والسلوكية والشكلية. تستند القياسات الحيوية البيولوجية إلى تحليل البيانات البيولوجية المتعلقة بالفرد (اللعاب ، والحمض النووي ، وما إلى ذلك). و تعتمد القياسات الحيوية السلوكية إلى تحليل سلوكيات الفرد (كيفية المشي ، ديناميكيات الكتابة ، وما إلى ذلك). و تعتمد القياسات الحيوية الشكلية على السمات الفيزيائية الخاصة التي تعتبر دائمة وفريدة من نوعها لجميع الناس (بصمات الأصابع و الوجه و ما إلى ذلك). من الناحية العملية يمكن اعتبار أي خاصية شكلية أو سلوكية خاصة حيوية ، طالما أنها تفي بالخواص التالية [2].

العالمية : يجب أن يمتلكها جميع الأشخاص الذين يتعين تحديد هويتهم.

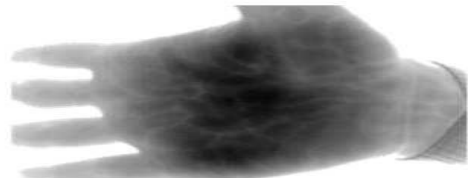
فريدة : يجب أن تكون مختلفة من شخص لآخر حتى الأخوة التوأم.

الدوام : يجب أن تكون المعلومات التي يتم جمعها لا تتأثر بالعمر و تكون دائمة.

إمكانية التحصيل : يجب أن تكون المعلومات قابلة للتحصيل وقابلة للقياس من أجل استخدامها في المقارنات.

القبول : يجب أن يستوفي النظام معايير معينة (سهولة الاقتناء و السرعة، الخ) من أجل استخدامه.

القياسات الحيوية ليس لها كل هذه الخصائص أو تمتلكها ولكن بدرجات مختلفة. الجدول 1.1. المستخرج من [3] ، يقارن طرائق القياسات الحيوية الرئيسية وفقا للخصائص التالية : العالمية و التفرد و الدوام ، إمكانية التحصيل و القبول و الأداء. يوضح هذا الجدول أنه لا توجد خصائص مثالية وبالتالي يمكن تكييفها إلى حد ما مع تطبيقات معينة. على سبيل المثال يعد التحليل القائم على الحمض النووي أحد أكثر التقنيات فعالية للتحقق من هوية الفرد أو التعرف عليه [4]. و مع ذلك لا يمكن استخدامه للتحكم في الوصول المنطقي أو المادي لأسباب تتعلق بوقت الحساب ، ولكن أيضا لأنه لن يكون احد على استعداد لإعطاء القليل من الدم للقيام بالتحقق. وبالتالي يتم اختيار الطريقة وفقا لوسط بين وجود أو عدم وجود بعض هذه الخصائص وفقا لاحتياجات كل تطبيق. نلاحظ أن اختيار طريقة القياسات الحيوية قد يعتمد أيضا على الثقافة المحلية للمستخدمين. في آسيا يتم رفض الطرق التي تتطلب الاتصال الجسدي مثل بصمات الأصابع لأسباب تتعلق بالنظافة بينما تكون طرق عدم الاتصال أكثر انتشارا وقبولاً.



الشكل 1.1 بعض طرق القياسات الحيوية.

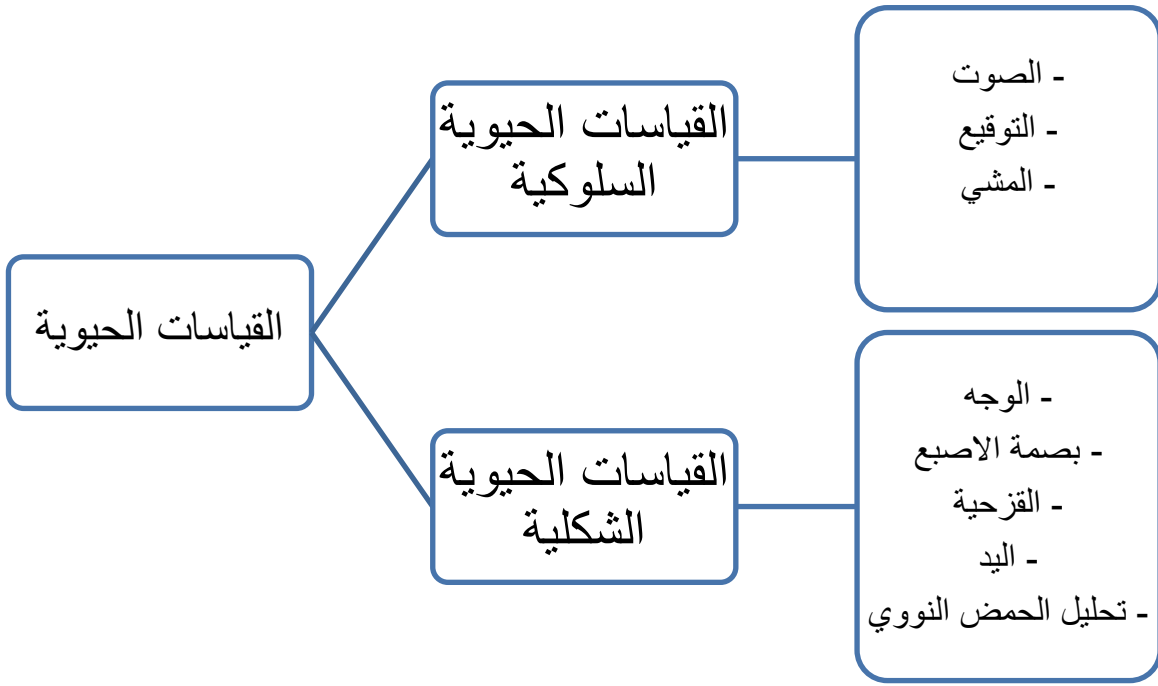
E	A	C	P	N	U	المعلومات
*****	ضعيف	ضعيف	نعم	نعم	نعم	الحمض النووي
*	لا	ضعيف	نعم	لا	نعم	التوقيع
***	نعم	نعم	ضعيف	لا	نعم	المشي
*****	نعم	نعم	ضعيف	نعم	نعم	ديناميكيات الكتابة
*****	نعم	نعم	ضعيف	نعم	نعم	الصوت
*****	ضعيف	نعم	نعم	نعم	نعم	القرححية
*****	ضعيف	نعم	نعم	نعم	نعم	شبكة العين
*****	نعم	نعم	ضعيف	لا	نعم	الوجه
*****	نعم	نعم	نعم	لا	نعم	هندسة اليد
*****	نعم	نعم	نعم	نعم	نعم	أذن
*****	متوسط	نعم	نعم	نعم	نعم	بصمات الأصابع

الجدول 1.1 مقارنة بين طرائق القياسات الحيوية.

(U) العالمية ، (N) التفرد ، (P) الدوام ، (C) إمكانية التحصيل ، (A) القبول ، (E) الأداء . بالنسبة للأداء ، يرتبط عدد النجوم بقيمة معدل الخطأ المتساوي (TEE) الذي تم الحصول عليها في حالة الفن [3].

4.1 تقنيات القياسات الحيوية الرئيسية

أحد تعريفات القياسات الحيوية قدمه Roethenbaugh [5] : " تنطبق القياسات الحيوية على السمات الخاصة أو الخصائص البشرية الفريدة والقابلة للقياس التي تحدد الهوية أو تتحقق منها تلقائياً . لكن لا توجد طريقة قياس حيوي يمكن الاعتماد عليها في حد ذاتها بنسبة 100% . هناك مشاكل تتعلق بأجهزة النقاط البيانات أو المستخدم نفسه أو الحالة عند النقاط البيانات و التي قد يفشل فيها أي طريقة. ومن بين الطرق الرئيسية للقياسات الحيوية شكلية و السلوكية [5][6].



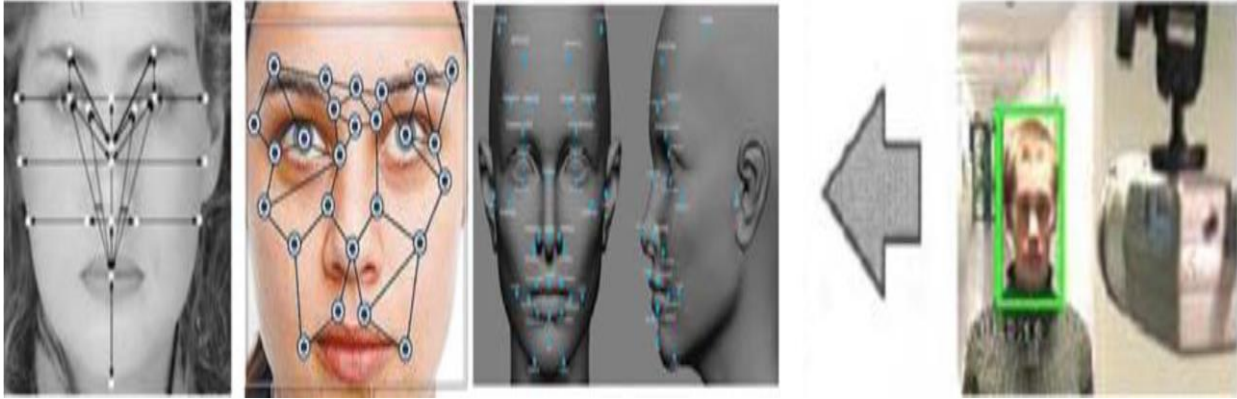
الشكل 2.1 تصنيف القياسات الحيوية.

1.4.1 القياسات الحيوية الشكلية :

يعتمد هذا النوع على تحديد مميزات جسدية فريدة ودائمة لأي شخص. تتضمن هذه الفئة التعرف على بصمات الأصابع و شكل اليد و شكل الوجه و شبكية العين و الحمض النووي و القرحة.

1.1.4.1 الوجه :

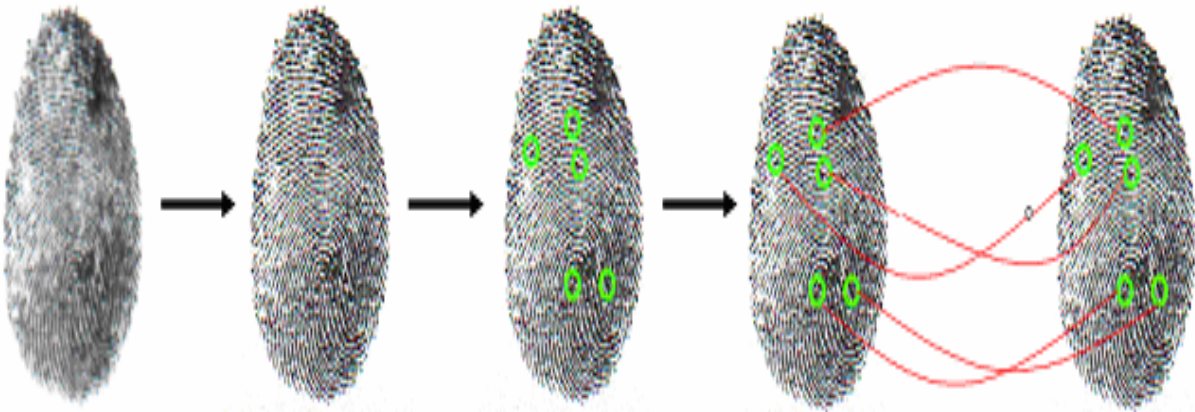
وجوهنا عبارة عن كائنات معقدة ذات ميزات يمكن أن تختلف بمرور الوقت، كما هو موضح في الشكل 3.1. يمكن للفجوة بين العينين أو التباعد بين فتحتي الأنف أو عرض الفم أن تجعل من الممكن التعرف على الفرد. يجب أن تكون هذه الطريقة قادرة على مراعاة بعض التغييرات في علم وظائف الأعضاء (النظارات و اللحية و جراحة التجميل) والبيئة (ظروف الإضاءة). في بعض الأحيان يكون من المستحيل التمييز بين توأمين [7].



الشكل 3.1 ميزة القياسات الحيوية للوجه.

2.1.4.1 بصمة الإصبع :

هذه واحدة من أوائل القياسات الحيوية المستخدمة في آلات المصادقة، يعتمد تكوين بصمات الأصابع على الظروف الأولية للتطور الجنيني، مما يجعلها فريدة لكل شخص وحتى لكل إصبع [8].



الشكل 4.1 عملية التعرف على بصمات الأصابع.

3.1.4.1 القزحية :

القزحية هي منطقة على شكل حلقة، يقع بين بؤبؤ العين وبياض العين وهو فريد من نوعه. تتميز القزحية ببنية غير عادية وتوفر العديد من الخصائص التركيبية الفريدة لكل فرد. تم تطوير التعرف على القزحية في الثمانينيات ، لذلك تعتبر تقنية حديثة. يتم التقاط صورة القزحية بواسطة جهاز يحتوي على كاميرا تعمل بالأشعة تحت الحمراء ، عندما يقف الشخص على مسافة قصيرة من الجهاز (الشكل 5.1) [7].



الشكل 5.1 جهاز القياسات الحيوية القائم على الفزحية.

4.1.4.1 اليد :

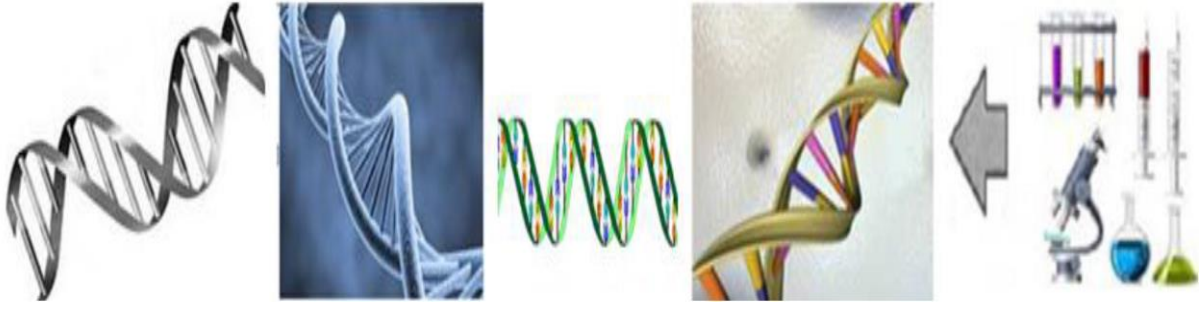
تم قياس عدة خصائص لليد (تصل إلى 90 خاصية) مثل شكل اليد والطول و عرض الأصابع و أشكال المفاصل و أطوالهم و ما إلى ذلك. التكنولوجيا المرتبطة بهذا هي التصوير بالأشعة تحت الحمراء بشكل أساسي. يتغير شكل اليد كثيرًا مع تقدم العمر [9].



الشكل 6.1 جهاز التعرف على هندسة اليد.

5.1.4.1 تحليل الحمض النووي:

تحليل الحمض النووي هو طريقة دقيقة للغاية لتحديد هوية الفرد. من المستحيل العثور على شخصين بنفس الحمض النووي. تتميز هذه الطريقة بأنها فريدة و دائمة طوال العمر [10] (الشكل 10.1).



الشكل 7.1 الحمض النووي.

2.4.1 القياسات الحيوية السلوكية :

يعتمد هذا النوع على تحليل سلوكيات معينة لشخص مثل الصوت و التوقيع و المشي.

1.2.4.1 الصوت :

يستخدم التعرف الصوتي خصائص الصوت لتحديد الأشخاص الذين يستخدمون عبارات و كلمات المرور. يمكن استخدام الهاتف أو الميكروفون كجهاز يجعل هذه التكنولوجيا اقتصادية نسبيًا ويمكن تحقيقها بسهولة ومع ذلك يمكن أن تزعجها العوامل الخارجية مثل ضوضاء الخلفية أو مرض الشخص أو حالته العاطفية [9] (الشكل 6.1).



الشكل 8.1 القياسات الحيوية للصوت.

2.2.4.1 التوقيع :

تعتمد أنظمة التعرف على الكتابة على تحليل الخصائص المحددة للتوقيع مثل السرعة والضغط على قلم الرصاص والحركة والنقاط والفترات الزمنية التي يتم فيها رفع قلم الرصاص [11].



الشكل 9.1 نظام القياسات الحيوية المستند على التوقيع.

3.2.4.1 المشي :

لكل شخص طريقة معينة للمشي، يمكننا تحديد الأفراد من طبيعة حركة الساقين والذراعين والمفاصل أو الحركة الخاصة حيث يتم الحصول على ذلك بواسطة كاميرا فيديو و إرسالها إلى جهاز كمبيوتر لتحليلها لتحديد سرعة وتسارع كل فرد [12] (الشكل. 1. 8).



الشكل 10.1 جهاز القياسات الحيوية القائم على المشي.

ملاحظة :

لكل تقنية من التقنيات المذكورة مزايا و كذلك عيوب ، مقبولة أو غير مقبولة اعتمادًا على التطبيق. لا تقدم هذه التقنيات نفس مستويات الأمان أو نفس سهولة الاستخدام أو نفس الدقة. و يمثل الجدول أدناه مقارنة لتقنيات القياسات الحيوية المختلفة :

التقنية	المزايا	العيوب
بصمات الأصابع	<ul style="list-style-type: none"> - التكلفة منخفضة. - الدقة عالية. - سهولة التنفيذ. - مقبولة على نطاق واسع. 	<ul style="list-style-type: none"> - يمكن حدوث رفض كاذب. - بعض الأشخاص لا يحبون الاتصال مع الجهاز.
الوجه	<ul style="list-style-type: none"> - التكلفة منخفضة. - مقبولة على نطاق واسع. - لا يوجد اتصال مباشر. 	<ul style="list-style-type: none"> - قليلة الدقة. - من المستحيل التمييز بين توأمين متطابقين .
القرحجية	<ul style="list-style-type: none"> - كمية كبيرة من المعلومات الواردة في القرحجية. - تظل هياكل قرحجية العين مستقرة طوال الحياة. - يفرق بين توأمين متطابقين. - الدقة العالية جدا. 	<ul style="list-style-type: none"> - تنخفض الموثوقية بشكل متناسب مع المسافة بين العين والكاميرا . - تقنية باهظة الثمن.
الصوت	<ul style="list-style-type: none"> - مقبول جدا لأن الصوت إشارة طبيعية. - ديناميكيات الموجات المنتجة فريدة من نوعها . - تكلفة منخفضة. 	<ul style="list-style-type: none"> - تتغير الخصائص السلوكية بمرور الوقت. - ضعيفة الدقة. - ذات شوائب بنسب عالية.
التوقيع	<ul style="list-style-type: none"> - سهل الاستخدام للغاية. - يمكن حماية جميع ملفاتك الشخصية. 	<ul style="list-style-type: none"> - تباين كبير بمرور الوقت (لا يمكننا الحفاظ على نفس الشكل من التوقيع طوال الحياة). - احتمالات الاحتيال العالية.
المشي	<ul style="list-style-type: none"> - مقبول جدا للأفراد. 	<ul style="list-style-type: none"> - غير دائم (العمر، التعب، المرض).
اليدين	<ul style="list-style-type: none"> - لا يتطلب الاتصال. - من الصعب تزويرها. 	<ul style="list-style-type: none"> - باهظة التكلفة.
تحليل الحمض النووي	<ul style="list-style-type: none"> - تمييز الأفراد بدقة عالية. - تيسير الكشف عن المجرمين. 	<ul style="list-style-type: none"> - بطيء في الحصول على النتائج. - تكلفة عالية.

الجدول 2.1 مزايا و عيوب تقنيات القياسات الحيوية.

5.1 تطبيقات القياسات الحيوية

تطبق تقنيات القياسات الحيوية في عدة ميادين، ويشمل نطاقها جميع المجالات الأمنية التي يلزم فيها معرفة هوية الأفراد. و تنقسم هذه التطبيقات إلى ثلاث فئات رئيسية :

- **الطلبات تجارية** : مثل فتح شبكات الحاسوب و أمن البيانات الإلكترونية و التجارة الإلكترونية و الوصول إلى الإنترنت و بطاقة الائتمان و مراقبة الوصول المادي و الهاتف المحمول و إدارة السجلات الطبية و التعلم عن بعد ... الخ.

- **الطلبات الحكومية** : مثل بطاقات الهوية الوطنية و جواز السفر و رخص القيادة و بطاقة الإقامة و الضمان الاجتماعي... الخ.

- **الطلبات القانونية** : وهي تتألف عموماً من تحديد هوية جثث الضحايا و البحث الجنائي و تحديد هوية الإرهابيين و الأطفال المفقودين و تحليل الحمض النووي... الخ.



الشكل 11.1 تطبيقات القياسات الحيوية في حياتنا.

6.1 المقارنة بين طرائق القياسات الحيوية

اختيار خصائص القياسات الحيوية حساس لأن لكل منها له مزايا وعيوب ، أجرت المجموعة الدولية للمقاييس الحيوية IBG (المجموعة الدولية للقياسات الحيوية) مقارنة بين تقنيات القياسات الحيوية المختلفة تسمى تحليل Zéphyr. ترد نتائج هذه المقارنة في (الشكل 12.1)، حيث تستند هذه المقارنة على أربعة معايير رئيسية [13]:

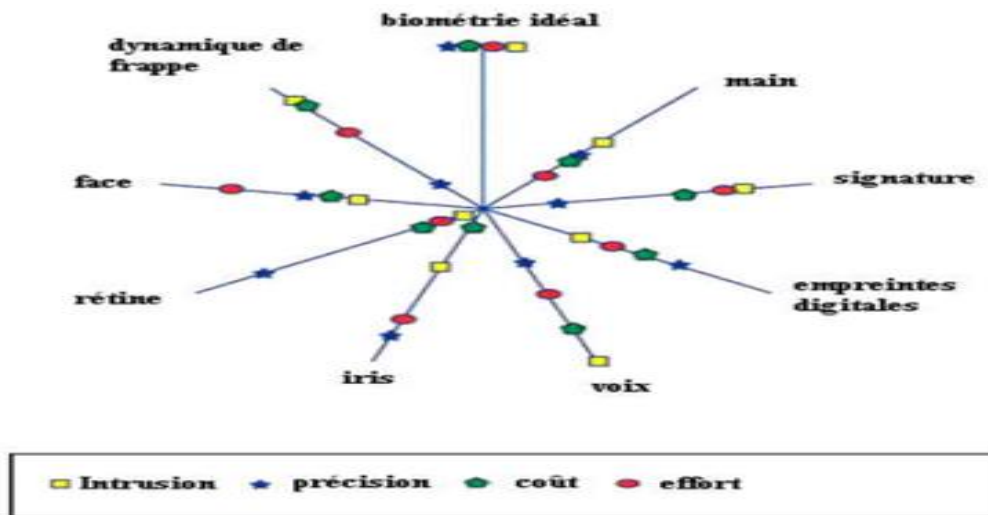
- **الجهد** : جهد المستخدم أثناء التحقق من القياسات الحيوية.

- **التطفل** : مستوى قبول المستخدم للاختبار .

- **التكلفة** : تكلفة التكنولوجيا (أجهزة الاستشعار والقراء...).

- **الدقة** : فعالية الطريقة.

المثال الأكثر وضوحًا هو استخدام قزحية العين بحيث مزاياها هي دقتها وموثوقيتها ، من ناحية أخرى فإن جهاز الاستشعار المستخدم لاقتنائه مكلف للغاية و استخدامه يسبب جين معين للمستخدم حيث أنه يجب أن يبقى على مسافة معينة من المستشعر حتى يتمكن الأخير من اتخاذ قياس جيد الجودة. ولذلك من المهم التأكيد على أن اختيار خاصية القياسات الحيوية تحكمه عدة معايير يجب أخذها في الاعتبار من أجل التوصل إلى حل وسط جيد النوعية / السعر [13].



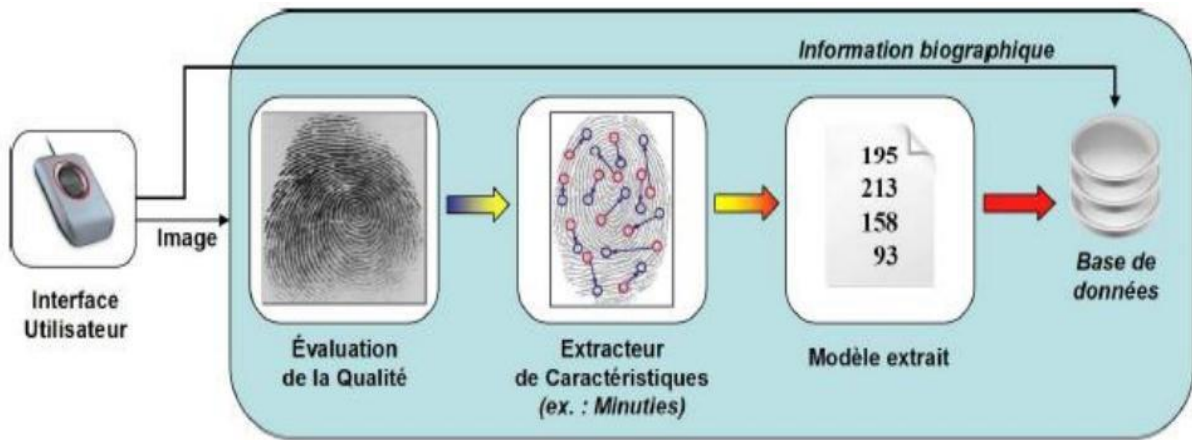
الشكل 12.1 مقارنة بين مختلف طرق القياسات الحيوية.

7.1 الوحدات الرئيسية لنظام القياسات الحيوية

تعمل نظم القياسات الحيوية بثلاث طرق : التسجيل و التحقق من الهوية و تحديد الهوية :

التسجيل :

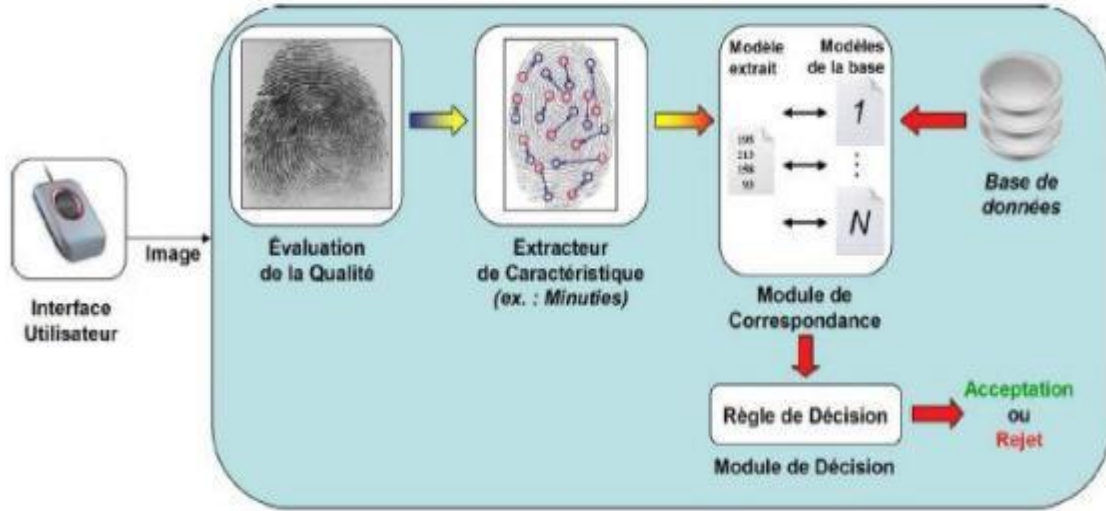
التسجيل هو المرحلة الأولى من أي نظام قياسات حيوية ، و هي العملية التي تسمح بإدخال نموذج جديد في وحدة التخزين (قاعدة البيانات). قد يكون هذا التسجيل مصحوبًا بإضافة معلومات السيرة الذاتية[14].



الشكل 13.1 تسجيل شخص في نظام القياسات الحيوية.

تحديد الهوية :

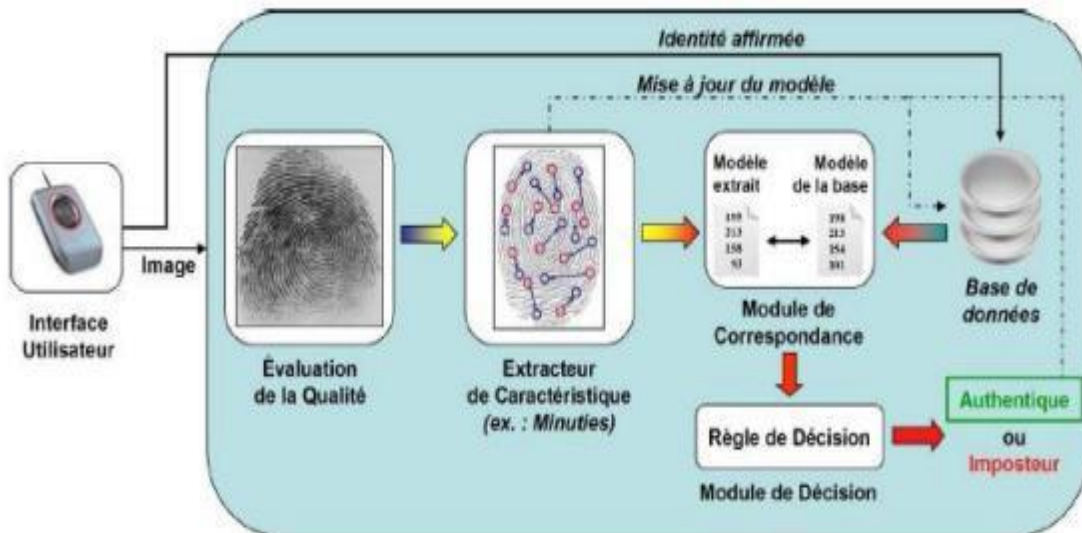
تحديد الهوية يجيب على سؤال " من أنت ؟ ". في هذه الحالة تم التعرف على شخص من بين آخرين (تحقق N:1). تقارن بياناته الشخصية ببيانات الآخرين الواردة في نفس قاعدة البيانات أو في أي قواعد بيانات ذات صلة[14].



الشكل 14.1 تحديد هوية الفرد في نظام القياسات الحيوية.

المصادقة :

المصادقة تجيب على السؤال : " هل أنت من تدعي أنه كذلك ؟ ". في هذه الحالة يمكن للقياسات الحيوية أن تصادق على هوية الشخص من خلال مقارنة البيانات التي سيقدمها بالبيانات المسجلة مسبقاً للشخص الذي يدعي أنه كذلك (تحقق من 1:1)[14]



الشكل 15.1 مصادقة وجود فرد في نظام القياسات الحيوية.

8.1 تقييم أداء نظام القياسات الحيوية

معدل الخطأ :

عندما يتم فتح نظام في وضع التحقق أو تحديد الهوية ، هناك نوعان من الأخطاء التي يمكن استخدامها لتقييم أدائها. يقيس الخطأ الأول معدل الرفض الكاذب (TFR) و الخطأ الثاني معدل القبول الخاطئ (TFA) [15].
معدل الرفض الكاذب (TFR) :

يحدد هذا المعدل بالنسبة المئوية الأفراد الشرعيين الذين من المفترض أن يتم قبولهم و لكن تم رفضهم من قبل النظام.
يتم تعريفه بالعلاقة (1) .

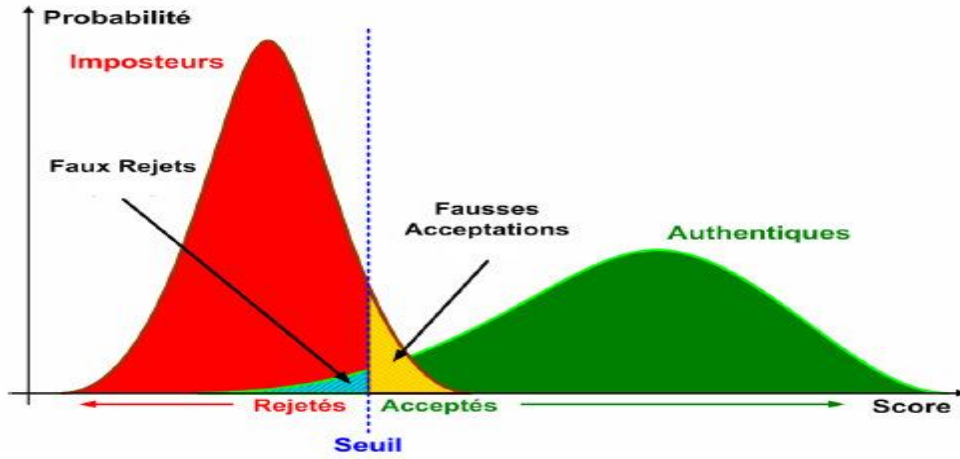
$$TFR = \frac{\text{Nombre de faux rejets}}{\text{Nombre total de personnes autorisées}} \quad (1.1)$$

معدل القبول الخاطئ (TFA) :

يحدد هذا المعدل بالنسبة المئوية الأفراد الشرعيين الذين من المفترض أن يتم رفضهم و لكن تم قبولهم من قبل النظام.
يتم تقديمه حسب العلاقة (2) .

$$TFA = \frac{\text{Nombre de faux acceptés}}{\text{Nombre total de personnes non autorisées}} \quad (2.1)$$

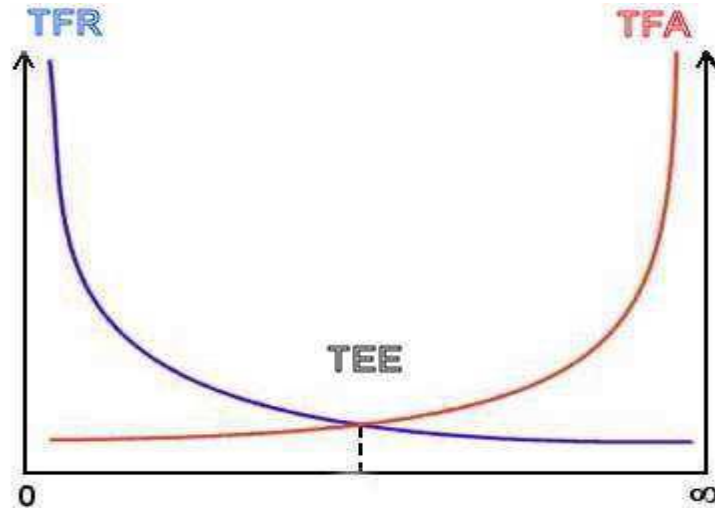
يوضح الشكل 17.1 القبول الخاطئ و الرفض الكاذب من خلال توزيع درجات المحتالين و العملاء.



الشكل 16.1 رسم توضيحي لمعدل الرفض الكاذب و معدل القبول الخاطئ.

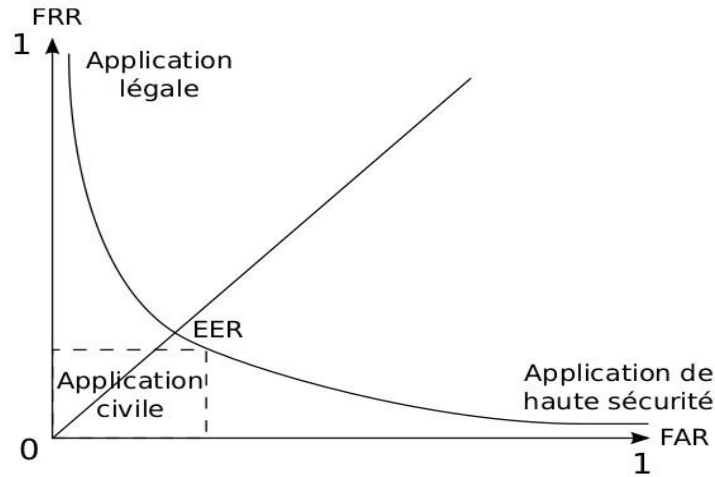
معدل الخطأ المتساوي (TEE) :

يتم حسابه من معدل الرفض الكاذب و معدل القبول الخاطئ عند هذه النقطة $TFR = TFA$ إي أفضل حل وسط بين الرفض الكاذب و القبول الخاطئ (الشكل 17.1).



الشكل 17.1 رسم توضيحي لمعدل الرفض الكاذب و معدل القبول الخاطئ و معدل الخطأ المتساوي.

يعرض (الشكل 18.1) منحنى ROC الذي يعتبر الأكثر استخداما للتعرف على معدل الخطأ المتساوي ، حيث يعرض المنحنى معدل الرفض الكاذب بدلالة معدل القبول الخاطئ أين يكون معدل الخطأ المتساوي هو نقطة تقاطع المنحنى مع خط المعادلة $y = x$.



الشكل 18.1 منحنى ROC.

معدل الخطأ الإجمالي (TET) :

و هو يعرض نسبة القرارات الخاطئة في النظم القياسات الحيوية.

$$TET = TFA + TFR \quad (3.1)$$

معدل النجاح (TS) :

$$TS = 1 - TFA - TFR \quad (4.1)$$

10.1 المساحات اللونية المستخدمة

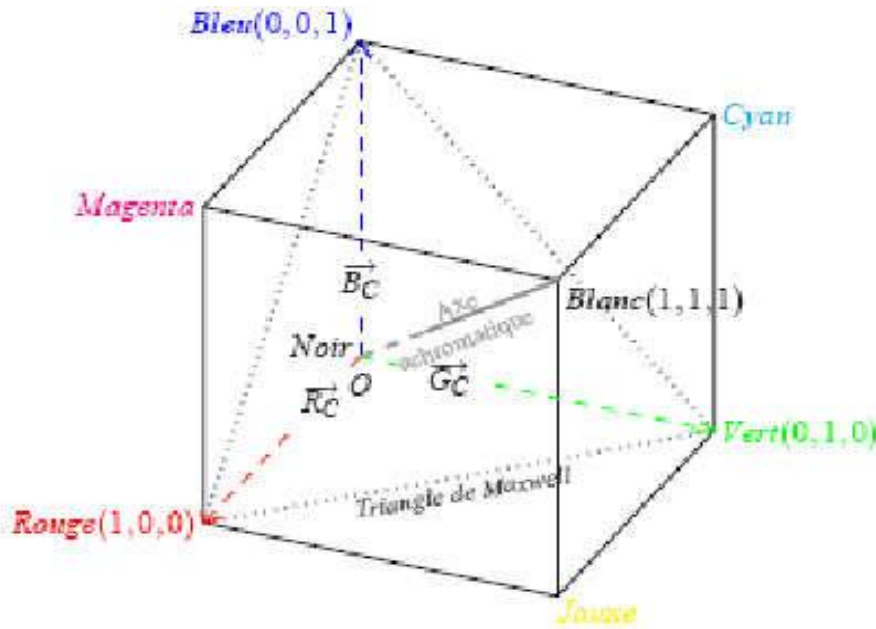
ترتبط مساحة لونية أو مساحة ألوان الأرقام بألوان مرئية. نظرًا إلى الرؤية البشرية ، عادة ما يتم تقديم هذه الأرقام في شكل ثلاثة توائم [39]. لذلك يمكن تمييز كل لون من ألوان الضوء بنقطة في مساحة ثلاثية الأبعاد.

هناك العديد من المساحات اللونية المستخدمة في مناطق مختلفة. تعمل مساحة CIE XYZ في القياس الضوئي ، RGB للشاشات ، YIQ للتلفزيون ، HSV لتحديد ألوان [40]. تعتبر هذه المساحات هي الرئيسية في حين تبقى مساحات أخرى.

1.10.1 مساحة اللون RGB

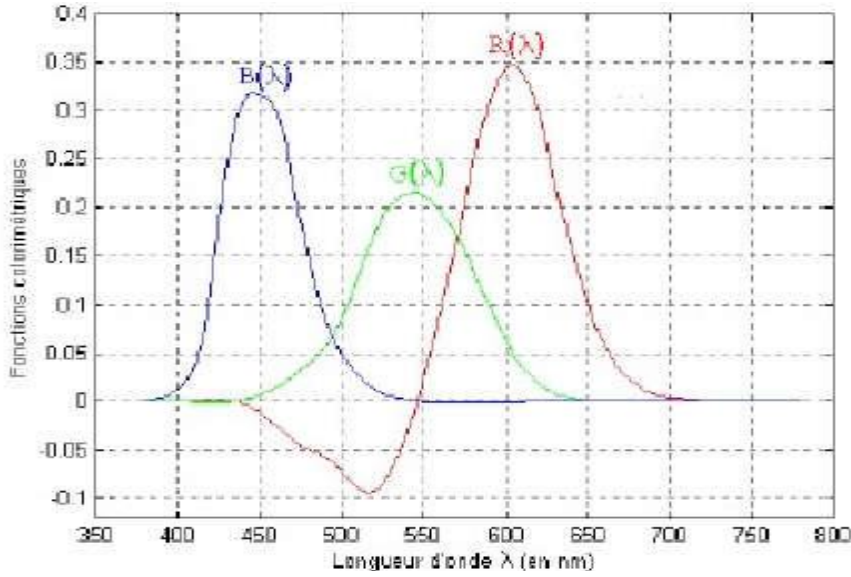
مساحة RGB (الأحمر ، الأخضر ، الأزرق) ، التي طورتها اللجنة الدولية للإضاءة (CIE) في عام 1931 ، تتكون من تمثيل مساحة اللون من ثلاثة أشعة أحادية اللون (الأحمر ، الأخضر و الأزرق) [41][39].

تتوافق مساحة اللون هذه مع الطريقة التي يتم بها ترميز الألوان عادة بواسطة الكمبيوتر ، أو بشكل أكثر دقة للطريقة التي تمثل بها أنابيب أشعة الكاثود على شاشات كمبيوتر تعرض الألوان [39]. يعتمد ترميز RGB على ثلاثة مكونات بنفس النطاق ، عادة ما يتم تمثيله بيانياً بواسطة مكعب كل من محاوره يتوافق مع اللون الأساسي [39] (الشكل 1.3).



الشكل 19.1 شكل مكعب من الألوان.

لكننا نجد أن مساحة RGB التي حددها CIE لها بعض العيوب مثل وجود جزء سالب (الشكل 2.3) في الأطياف و بالتالي ، استحالة إعادة إنتاج عدد معين من الألوان عن طريق تركيب الأطياف الثلاثة. كما ترتبط قيم المكونات ثلاثية الألوان بالنصوع الذي هو مزيج خطي من المكونات ثلاثية الألوان و ليس مكونا بحد ذاته. و وجود العديد من الأنظمة [R* , G* , B*] مثل (PAL ، NTCS ، CIE ، الخ) [16] .



الشكل 20.1 المنحنيات المطابقة $B(\lambda)$ و $G(\lambda)$ و $R(\lambda)$ المقابلة للتجارب المعادلة مع الموحدة من قبل CIE في عام 1931.

من أجل التغلب على هذه العيوب ، حددت CIE مساحة تمثيل اللون بناءً على ثلاثة ألوان أولية غير مرئية X ، Y و Z . تمت مناقشة هذا الفضاء في القسم التالي.

2.10.1 مساحة اللون XYZ

بالنسبة لبعض قيم λ (الطول الموجي) تكون قيمة R لـ RGB سالبة و بالتالي لا يتم تمثيل بعض الألوان. و بالتالي فإن مساحة RGB لا تمثل الطيف المرئي بأكمله ، و من أجل معالجة ذلك تم تطوير الفضاء XYZ CIE. يميز هذا الأخير لون كدالة لمكونين متعامدين Z و X يمثلان اللون (النعمة و التشبع) ، و مكون Y عمودي على المحاور الأخرى التي تمثل النصوص (الوضوح) ، المجموعة التي تحدد لون [42].

تحويل RGB ← XYZ [43]

يتم المرور من مساحة RGB الى مساحة XYZ بفضل مصفوفة مقلوبة 3×3 .

$$\begin{pmatrix} X \\ Y \\ Z \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} 0.618 & 0.177 & 0.205 \\ 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ 0 & 0.056 & 0.944 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix}$$

3.10.1 مساحة اللون YUV

يحدد نموذج YUV مساحة الألوان في ثلاثة مكونات. المعامل Y يمثل الإضاءة (أي المعلومات بالأبيض و الأسود) ، بينما يمثل U و V الصفاء ، أي المعلومات حول اللون. تم تطوير هذا النموذج للسماح بنقل معلومات الألوان إلى أجهزة التلفزيون الملونة ، مع ضمان استمرار أجهزة التلفزيون الموجودة بالأبيض و الأسود في عرض صورة رمادية [41].

يتم إنشاء إشارة YUV من مصدر RGB (الأحمر ، الأخضر ، الأزرق). تتم إضافة قيم G ، R و B وفقا لأوزانها النسبية للحصول على إشارة Y. هذا الأخير يمثل إضاءة المصدر. يتم الحصول على إشارة U عن طريق طرح Y من الإشارة الزرقاء الأصلية ؛ و بالمثل يتم الحصول على V عن طريق طرح Y من الإشارة الحمراء.

يتم تعريف الانتقال من الفضاء RGB إلى الفضاء YUV بالمعادلة التالية [44] :

$$\begin{pmatrix} Y \\ U \\ V \end{pmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ -0.147 & -0.289 & 0.436 \\ 0.615 & -0.515 & -0.100 \end{bmatrix} \begin{pmatrix} R \\ G \\ B \end{pmatrix}$$

4.10.1 مساحة اللون YCbCr

مساحة YCbCr التي حددتها IRCC (اللجنة الاستشارية الدولية للإذاعة) ، غالبا ما يستخدم في ضغط الصورة. يتكون هذا الفضاء من Y و هو مكون الإضاءة ، بالإضافة إلى Cr و Cb و هما مكونان الصفاء (الأزرق و الأحمر) [43][44].

$$\begin{bmatrix} Y \\ C_b \\ C_r \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.2220 & 0.7067 & 0.0713 \\ -0.1195 & -0.3810 & 0.5000 \\ 0.5000 & -0.4542 & -0.0458 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}$$

5.10.1 مساحة اللون YIQ

يستخدم نظام التلفزيون الملون NTSC قاعدة ألوان YIQ. في هذا النظام Y هي نفس وظيفة الإضاءة Y لـ CIE XYZ و يستخدم للإرسال في الأبيض والأسود. يتم ترميز اللون في الحقول I (في الطور) و Q (التربيع) حيث I يمثل محور لون الجلد (البرتقالي السماوي) و يمثل Q المحور الأخضر الأرجواني. يتم تعريف التحويل من RGB إلى YIQ بالمصفوفة الخطية التالية : [16].

$$\begin{bmatrix} Y \\ I \\ Q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0.299 & 0.587 & 0.114 \\ 0.596 & -0.275 & -0.321 \\ 0.212 & -0.528 & 0.311 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R \\ G \\ B \end{bmatrix}$$

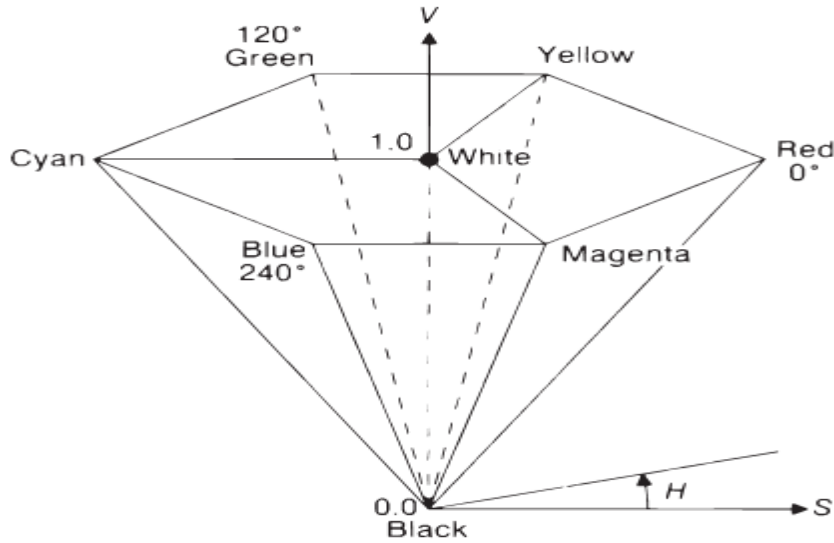
6.10.1 مساحة اللون HSV

فضاء HSV هو نموذج للتمثيل يسمى (الطبيعي) ، أي بالقرب من الإدراك الفسيولوجي للون من قبل العين البشرية. يتمثل في تحطيم اللون وفقا للمعايير الفسيولوجية [41][43] :

- الظل (باللغة الإنجليزية Hue) ، المقابل لإدراك اللون.

- التشبع ، الذي يصف نقاء اللون ، أي أن شخصيته مفعمة بالحوية أو مملة.

- الإضاءة (باللغة الإنجليزية value) ، الذي يشير إلى كمية الضوء الملون ، يعني جانبه فاتح أو مظلم.



الشكل 21.1 مساحة لون HSV.

تحويل RGB ← HSV

من المفترض أن R ، G ، B تنتمي إلى [0 ، 1] :

$$H = \frac{\pi}{3} \begin{cases} \frac{G-B}{\max-\min} & \text{si } R = \max \\ 2 + \frac{B-R}{\max-\min} & \text{si } G = \max \\ 4 + \frac{R-G}{\max-\min} & \text{si } B = \max \\ \emptyset & \text{si } \max = 0 \end{cases}$$

$$S = \begin{cases} \frac{\max-\min}{\max} & \text{si } \max \neq 0 \\ 0 & \text{sinon} \end{cases}$$

$$V = \max(R, G, B)$$

7.10.1 مساحة اللون I1I2I3

تم تقديم هذه المساحة في عام 1980 من قبل Ohta ، Kanad و Sakai. أنه مستوحى من تحويل Karhunen_Loeve لتحديد المحاور الثلاثة ذات التباين الأكبر من جميع الألوان. هذا الفضاء عبارة عن تحول خطي من الفضاء RGB حيث يتوافق I1 مع مكون الإضاءة. I2 و I3 على التوالي يمثلان المعارضين الأزرق-الأحمر و الأرجواني-الأخضر [16].

عرف من خلال الصيغ التالية :

$$I1 = \frac{R + G + B}{3}$$

$$I2 = \frac{R - B}{2}$$

$$I3 = \frac{2G - R - B}{4}$$

11.1 خاتمة

في هذا الفصل قدمنا التقنيات المستخدمة في أنظمة القياسات الحيوية لتحديد هوية الأشخاص. رأينا أولاً تعريفًا للقياسات الحيوية ثم خصائصها ثم تقنياتها الرئيسية و تطبيقاتها بعد ذلك تطرقنا للمقارنة بين طرق القياسات الحيوية والوحدات الرئيسية للنظام و تقييم أداء نظام القياسات الحيوية ، في النهاية قدمنا المساحات اللونية المستخدمة.

الفصل الثاني

التعرف على الوجه

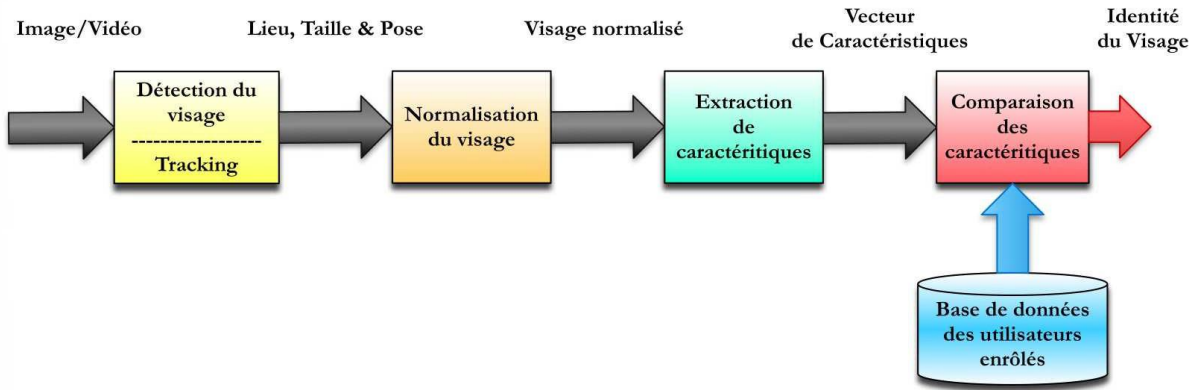
1.2 مقدمة

في السنوات الأخيرة كانت هناك حاجة متزايدة لنظم تحديد هوية الشخص. و يعد التعرف على الوجوه أحد أكثر تقنيات القياسات الحيوية استخداما و تكيفا في مجال البحث ، بسبب تقدم التكنولوجيا السريعة مثل الكاميرات الرقمية و الانترنت و الأجهزة المحمولة ، و تعتبر الطريقة الأكثر استخداما بعد أخذ البصمات.

الغرض من هذا الفصل هو تقديم نظرة عامة عن أهم طرق التعرف على الوجوه.

2.2 عملية التعرف على الوجوه

في الوقت الحاضر يمكن استخدام الوجه لتحديد هوية شخص في قاعدة ولكن يتم استخدامه بشكل أكثر شيوعاً للتحقق من الهوية. السؤال إذن هو ما إذا كانت الهوية المزعومة صحيحة أم خاطئة. من أجل التحقق من الوجه ، تتم هذه العملية بمقارنة نموذج مقدم الطلب (صورة اختبار واحدة أو أكثر) ، مع نموذج مخزن (صورة مرجعية واحدة أو أكثر) [16].

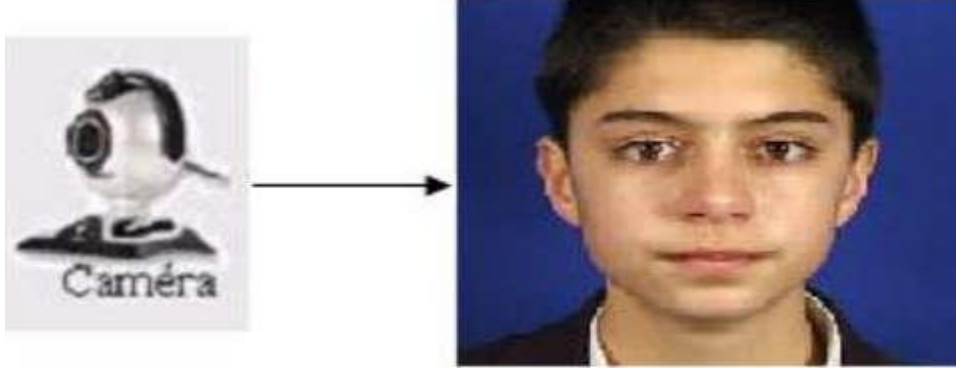


الشكل 1.2 هندسة نظام التعرف على الوجه.

1.2.2 الاكتساب :

يستخدم نظام الاستحواذ المزود بجهاز إستشعار لاكتساب خاصية محددة للمستخدم ، على سبيل المثال: ميكروفون في حالة الصوت [17].

هي العملية التي تجعل من الممكن استخراج تمثيل ثنائي الأبعاد من العالم الحقيقي للأجسام ثلاثية الأبعاد ، يمكن أن تكون هذه العملية ثابتة (آلة تصوير ، الماسح الضوئي ، الخ) أو ديناميكية (الكاميرا، كاميرا الويب) ، في هذه الحالة سيكون للمرء تسلسل فيديو. في هذا المستوى سيكون للمرء صورة خام [18].



الشكل 2.2 مثال على الحصول على الصورة.

2.2.2 كشف الوجه :

تعتمد فعالية أنظمة القياسات الحيوية القائمة على مصادقة الوجه بشكل أساسي على الطريقة المستخدمة لتحديد موقع الوجه في الصورة. يشار إلى مشكلة تحديد مواقع الوجوه بعبارة "كشف عن الوجوه" (الشكل 3.2). تم تنفيذ العديد من المشاريع البحثية في هذا المجال أدت إلى تطوير العديد من التقنيات التي تتراوح بين اكتشاف الوجه البسيط ، الموقع الدقيق للمناطق المميزة للوجه مثل العينين ، الأنف ، الحاجبين ، الفم و الشفاه و الأذنين [19].



الشكل 3.2 الكشف عن الوجه.

3.2.2 المعالجة المسبقة :

في المعالجة المسبقة يجب التخلص من التشويش من خلال تقنيات معالجة الصور واستعادتها واكتشاف الوجه، هذه العملية معقدة للغاية خاصة في الحالة التي تحتوي فيها الصورة على عدة وجوه أو إذا لم تكن الخلفية محايدة [9].

4.2.2 الاستخراج :

من الضروري استخراج المعلومات التي سيتم حفظها في الذاكرة من الصورة لاستخدامها لاحقاً في مرحلة القرار. يجب أن تكون هذه المعلومات تمييزية وليست زائدة عن الحاجة [9].

5.2.2 التصنيف :

بمراجعة النماذج المخزنة في قاعدة البيانات ، يجمع النظام عدداً من النماذج التي تشبه إلى حد كبير نموذج الشخص الذي سيتم تحديده ، وتشكل قائمة محدودة بالمرشحين. لا يحدث هذا التصنيف إلا في حالة تحديد الهوية لأن المصادقة تحتفظ بنموذج واحد فقط (نموذج الشخص المعلن) [20].

6.2.2 التعلم :

بشكل عام نطرح المشكلة على انها مشكلة تعلم المسافة بين الوجوه. نفترض أن لدينا مجموعة من أزواج صور وجوه ، بعض هذه الأزواج تمثل وجوهاً لأشخاص مختلفين ، و البعض الآخر أزواج لوجوه من نفس الشخص ولكن مع اختلافات في التعبير، التركيب أو الإضاءة. لكل من هذه الأزواج نعرف حقيقة الأرضية، و هي أننا نعرف ما إذا كان هو نفس الشخص أم لا. يعتمد حساب التشابه لدينا على أربع خطوات رئيسية :

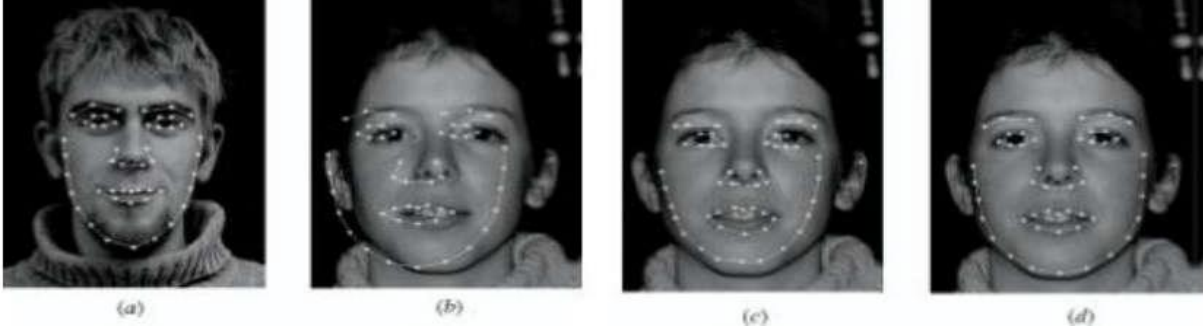
- يتم تمثيل كل وجه بواسطة متجه سمة.

- ثم نقوم بتحويل خطي لبيانات البداية باستخدام طريقة مستوحاة من [21] ، تهدف بالإضافة إلى تقليل الأبعاد ، حساب مساحة تمثيل تفصل بشكل أفضل بين البيانات الإيجابية والسلبية (أزواج من وجوه متطابقة أو مختلفة).

- إن مرحلة التعلم شبه خاضعة للإشراف ، حيث بيانات الاختبار (التي لا تعرف علاماتها) تستخدم لتحديد بنية البيانات في حيز التمثيل بدقة أكبر. تعتمد هذه المرحلة على بناء رسم بياني حيث تمثل العقد أزواج الوجوه و الحواف العلاقات بين هذه الأزواج.

- تعلم مصنف يجمع بين المعلومات المستخرجة من الطريقتين السابقتين لقياس تشابه وجهين غير معروفين [22].

وهو يتمثل من حفظ التمثيلات المحسوبة في مرحلة التحليل للأفراد المعروفين. و عادة ما يتم دمج مرحلتي التحليل و التعلم في مرحلة واحدة (الشكل 4.2) [23].



الشكل 4.2 مثال على صورة التعلم.

7.2.2 القرار:

في حالة تحديد الهوية ، هي مسألة فحص النماذج التي يختارها العامل البشري وبالتالي اتخاذ القرار. وفيما يتعلق بالمصادقة ، فإن إستراتيجية القرار تسمح لنا بالاختيار بين البديلين التاليين : هوية المستخدم مطابقة للهوية المعلنة أو المطلوبة أو غير المطابقة [24]. في هذه الوحدة يعطي النظام رده في تحديد هوية الشخص لأقرب قاعدة ، أو عن طريق التحقق (نعم أو لا) [25]. لتقدير الفرق بين صورتين يجب إدخال مقياس التشابه. من المهم ملاحظة أن نظام الفحص التلقائي للوجه يستند بالكامل إلى طريقة التوطين [26].

3.2 مزايا وعيوب التعرف على الوجوه

المزايا	العيوب
- مقبول جدا من قبل الجمهور.	- تغيير الإضاءة.
- لا اتصال جسدي على الإطلاق.	- تعبير الوجه.
- تقنية غير مكلفة.	- وجود أو عدم وجود عناصر هيكلية.
- قابلة للانتشار.	- صعوبة التعرف على التوائم المتطابقة.

الجدول 1.2 مزايا و عيوب التعرف على الوجوه.

4.2 الأساليب الرئيسية للتعرف على الوجوه

يمكن تصنيف الأساليب التعرف على الوجوه إلى ثلاث فئات الطرق العالمية و المحلية و الهجينة.

1.4.2 الأساليب المحلية :

تتمثل الأساليب المحلية في تطبيق التحولات في مناطق محددة من الصورة ، في اغلب الأحيان حول نقاط مميزة (زوايا العينين و الفم و الأنف,...). لذلك فهي تتطلب معرفة مسبقة بالصور . هذه الأساليب أكثر صعوبة في التنفيذ ولكنها أكثر قوة للمشاكل التي تطرحها الاختلافات في الإضاءة ، وضعية وتعبير الوجه [27]. الأساليب الرئيسية القائمة هي :

- (EBGM) مطابقة الرسم البياني المرن :

الخوارزمية EBGM من عمل wiskott و آخرون عام 1997 [28]. من خلال صورة الوجه نحدد نقاط المميزة (زوايا العينين و الفم و الأنف، و ما إلى ذلك). يمكن القيام بهذا التوقيع يدويا أو تلقائيا باستخدام الخوارزمية.

- معيار (EingenFace) :

هذه الطريقة لها نفس مبدأ EigenFaces. لكن ينطبق على أجزاء محددة من الوجه مثل العينين. لكنها تواجه مشكلة عدم الدقة عند تموقع النقاط المميزة للوجه قبل تطبيق الطريقة.

- طريقة ماركوف المخفية (Markov) :

يتم تطبيق HMMS (نماذج ماركوف المخفية) للتعرف على الوجه من خلال اعتبار معلومات الوجه متسلسلة متغيرة بمرور الوقت [29].

ميزة الأساليب المحلية هي أنها تأخذ في الاعتبار خصوصية الوجه كشكل طبيعي يتم التعرف عليه وتقليل عدد المعايير من خلال استغلال نتائج البحث في علم النفس العصبي وعلم النفس المعرفي على النظام البصري البشري. تكمن الصعوبة عندما يتعلق الأمر بمراعاة العديد من وجهات النظر حول الوجه بالإضافة إلى عدم الدقة في مرحلة «الاستخراج» التي تشكل عيوبها الرئيسية.

2.4.2 الأساليب العالمية :

الأساليب العالمية قائمة على تقنيات التحليل الإحصائي المعروفة جيداً. في هذه الأساليب يتم استخدام صور الوجه (التي يمكن اعتبارها مصفوفات لقيم البكسل) كمدخل في خوارزمية التعرف ويتم تحويلها بشكل عام إلى متجهات و التي يسهل معالجتها. الميزة الرئيسية للأساليب العالمية هي أنها سريعة التنفيذ نسبياً. من ناحية أخرى فهي حساسة جداً للاختلافات في الإضاءة و الوضع و تعبير الوجه [30][31].

الأساليب الرئيسية القائمة هي :

- تحليل المكونات الرئيسية (ACP) :

خوارزمية ACP المطبقة على الوجه و لدت من عمل MA ، AP و Pentland .Türk في MIT مختبر الوسائط ، 1991 [31]. يُعرف أيضًا باسم " faces Eigen " لأنه يستخدم المتجهات الذاتية و القيم الذاتية. تتناقص بساطتها في وضع Suvre مع حساسية قوية لتغيرات الإضاءة ، وضعية و تعبير الوجه.

- الخوارزمية LDA (تحليل التمييز الخطي) :

طبقت على الصور في عام 1997 من قبل Yale و Belhumer في جامعة Yale في الولايات المتحدة الأمريكية ، معروفة أيضا باسم Fisherfaces [30]. على عكس ACP ، فهو يسمح بفصل حقيقي بين الطبقات.

- الشبكات العصبية :

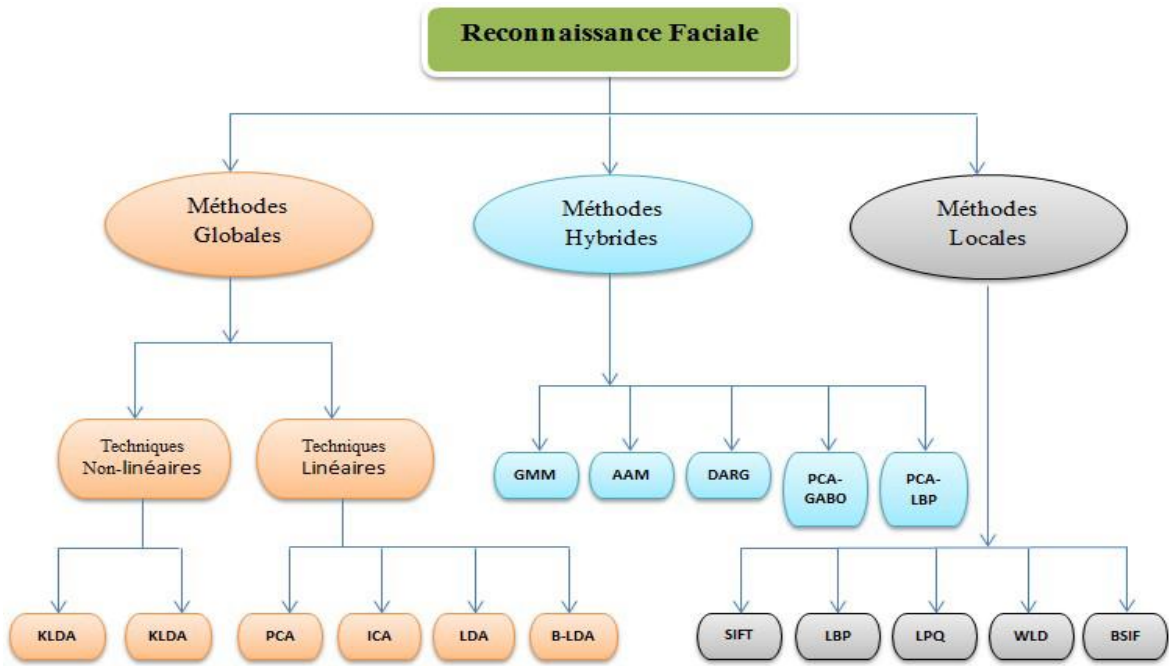
الشبكات العصبية هي نماذج حسابية يعود تاريخها إلى الأربعينات. وهي تقنية مستوحاة من شبكات الخلايا العصبية البيولوجية لأداء المهام الحسابية. لها خصوصية التكيف و التعلم و تعميمها لتصنيف البيانات في الإدخال [32].

- آلة المتجهات الداعمة (SVM) :

مبدأ هذه الطريقة هو العثور على أفضل مستوى فائق يفصل النقاط بشكل أفضل في مساحة كبيرة الأبعاد ويقلل من معدل خطأ الإجمالي للتصنيف [33].

3.4.2 الأساليب الهجينة :

يمكن في بعض الأحيان تطبيق العديد من التقنيات من أجل حل مشكلة التعرف على الأنماط. من الواضح أن لكل منهم نقاط قوته وضعفه التي تعتمد في معظم الحالات على الوضع و الإضاءة و تعبير الوجه. من الممكن أيضا استخدام مجموعة من المصنفات بناء على تقنيات مختلفة من أجل توحيد نقاط القوة لدى كل منها وبالتالي التعويض عن نقاط ضعفها [34].



الشكل 5.2 تصنيف الخوارزميات الرئيسية المستخدمة في التعرف على الوجه.

5.2 التقنيات المستخدمة للتعرف على الوجه

1.5.2 تحليل المكونات الرئيسية (ACP) :

الفكرة الرئيسية هي التعبير عن الصور الأولية M وفقا لقاعدة متجه متعامدة معينة " المتجهات الذاتية " التي تحتوي على معلومات مستقلة من متجه إلى آخر. لذلك يتم التعبير عن هذه البيانات الجديدة بطريقة أكثر ملائمة للتعرف على الوجه. الغرض من ذلك هو استخراج معلومات مميزة لصورة الوجه باستخدام KLT أو DCT ، لتشفيرها بأكثر قدر ممكن من الكفاءة لمقارنتها بقاعدة البيانات من النماذج المشفرة بالمثل [35].

هناك العديد من الطرق التي تستند على هذه التقنية PCA مثل طريقة " Eigenface ". ويتمثل مبدأها فيما يلي : إعطاء مجموعة من أمثلة الوجوه المصورة ، أولاً و قبل كل شيء إيجاد المكونات الرئيسية لهذه الوجوه. هذا يرقى إلى تحديد المتجهات الذاتية لمصفوفة التباين التي تتكون من مجموعة صور العينة. يمكن بعد ذلك وصف كل مثال على الوجه من خلال تركيبة خطية من هذه المتجهات الخاصة. لبناء مصفوفة التباين يتم تحويل كل صورة وجه إلى المتجه. يتوافق كل عنصر من عناصر المتجه مع شدة الضوء للبكسل.

مصفوفة التباين C يمكن كتابتها كما يلي :

$$C = C_I + C_E \quad (1.2)$$

أي أنها تساوي مجموع مصفوفة التشتت داخل الشخص C_I و مصفوفة التشتت بين الأشخاص C_E .

في حالة مثال تعلم واحد لكل شخص $C_I = 0$ ، و بالتالي يتم تقليل المعادلة إلى C_E . وجه Eigen المقدر من مصفوفة C_E فقط غير موثوق به ، لأنه لا يمكن تمييز خطأ التعريف بشكل فعال عن أخطاء الأخرى بسبب التحول و التشوش. لتوضيح تأثير عدد أمثلة التعلم لكل شخص على أداء التعرف ، استخدم المؤلفون قاعدة البيانات ORL [36] كقاعدة اختبار. تحتوي قاعدة بيانات ORL على صور لـ 40 فرداً تم تسجيل كل منهم تحت 10 مناظر متخلفة. في تجربتهم حدد المؤلفون عدد وجوه الاختبار. و من ناحية أخرى قاموا بتغيير عدد وجوه التعلم. و بالتالي لكل شخص استخدموا الصورة الأخيرة (الشكل 7.2) للاختبار و اختار بشكل عشوائي n الصور الأولى ($n \leq 9$) للتعلم. قد تكرر هذا الاجراء عشرين مرة.



الشكل 6.2 الآراء العشر لشخص في قاعدة بيانات ORL.

في الحالة القصوى إذا تم استخدام مثال تعليمي واحد فقط لكل شخص ينخفض متوسط معدل تحديد Eigen المقابل إلى أقل من 65%. يصل هذا المعدل إلى 95% عند استخدام تسعة أمثلة تعليمية لكل شخص.

2.5.2 تحليل المكونات المستقل (ACI) :

يمكن تشبيه تحليل المكونات المستقل بمشكلة فصل المصدر كما تمت صياغتها في الأصل [37] بمعنى أنها تسمح باستخراج الهياكل الأساسية للصورة. هذه الطريقة المطبقة على مشكلة تحديد الوجوه ، يمكن اعتباره أيضا تعميما لطريقة ACP لأنه لا يقلل فقط من التبعيات الإحصائية من الدرجة الثانية (التباين) ولكن أيضا من ذوي الرتب العليا. تماما مثل ACP.

يسمح ACI بإسقاط خطي للبيانات في مساحة اصغر، لكن هذا المساحة على عكس مساحة الوجوه ، ليس بالضرورة متعامدا و يسمح بتمثيل أفضل للبيانات [38]. لذلك فالسبيل هو النظر في مصفوفة X (صور الوجه) كمزيج خطي من مصادر " s " مثل:

$$X_t = A s_t \quad (2.2)$$

حيث A هي مصفوفة الخلط. يمكن أيضا تعريف مصفوفة فصل W التي تسمح إلى الصور X (ملاحظات) بتقدير المصادر مثل :

$$U_t = W x_t = W A s_t \quad (3.2)$$

حيث U تتوافق مع تقدير المصدر S. الغرض من ACI هو إيجاد تقدير لمصفوفة المخلوط A أو فصل W وكذلك تقدير لمصفوفة المصدر S عن طريق التقليل إلى أدنى حد من اعتماد مكوناتها.

3.5.2 طريقة " المتوسط و الانحراف المعياري " MS :

إنها تقنية جديدة تم اقتراحها من قبل مؤطرتنا الدكتورة م. فدياس و تستند إلى إحصائيات النظام الأول (المتوسط ، الانحراف المعياري ، الانحراف و التفرطح) للتعرف على الوجه. تم تطبيق هذا الاختبار على صورة الوجه إذا اعتبرنا صورة الوجه كمصفوفة حيث يمثل كل سطر و عمود مجموعة من الأرقام التي تتميز بقدر معين من الإحصائيات الوصفية للنظام الأول كمتوسط ، الانحراف المعياري ، لحظات النظام 3 ولحظات النظام 4... الخ. لذا فإن المتجه المميز لكل صورة وجه هو الجمع بين هذه الكميات الوصفية لكل سطر و عمود من الصورة [16].

طريقة MS على النحو التالي :

$A = (x_1 x_2 \dots x_i \dots x_N)$ تمثل مصفوفة البيانات ذات أبعاد $(n \times N)$ حيث كل X_i هو متجه وجه للبعد n . هنا n يمثل عدد العناصر في المتجه المميز لصورة الوجه و N هو عدد صور الوجه في مجموعة

التعلم. المتجه المميز X_i هو الجمع بين الكميات الوصفية الإحصائية لكل سطر وعمود من الصورة. لذلك من خلال تطبيق هذه الطريقة فإن متجه وجه مدخل البعد $(r \times c)$ ينخفض إلى متجه ذو أبعاد مميزة $n = (q \times (r + c))$ هنا q يمثل عدد الكميات الوصفية الإحصائية ، (c, r) هي على التوالي عدد الأسطر والأعمدة في صورة الوجه. هنا نقوم بتقديم بعض الكميات الإحصائية الوصفية للطلب الأول [16]:

- متوسط:

ويتم تعريف المتوسط الحسابي من خلال :

$$\mu = \frac{\sum_{i=1}^n x_i}{n} \quad (4.2)$$

- التباين:

التباين هو كمية كبيرة محددة من خلال :

$$Var = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2}{n} \quad (5.2)$$

- الانحراف المعياري:

الانحراف المعياري هو الجذر المربع للتباين :

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^2}{n}} \quad (6.2)$$

- لحظة النظام 3 (الانحراف):

$$S = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^3}{n} \quad (7.2)$$

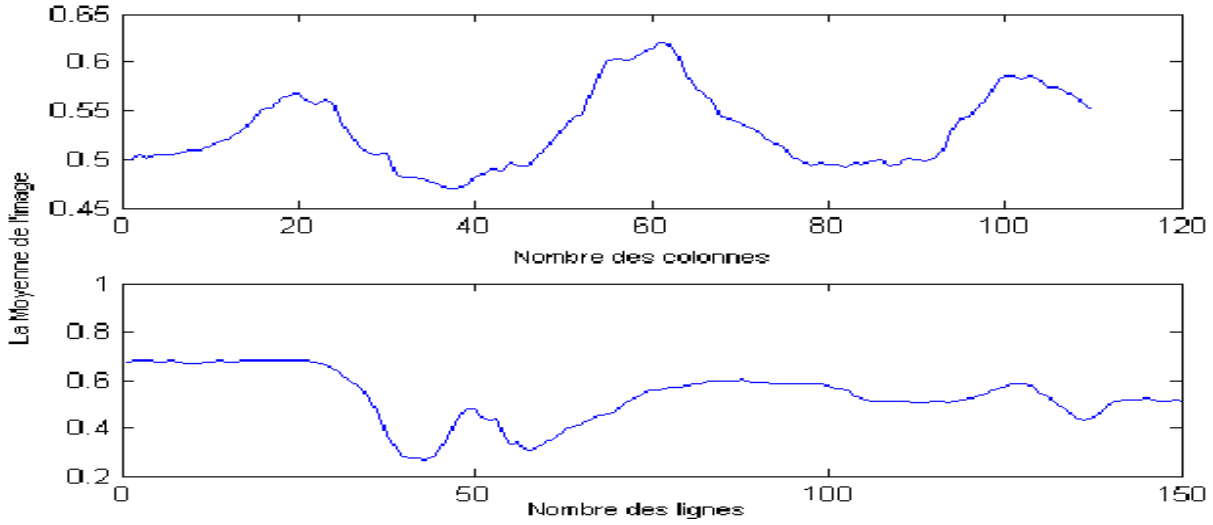
- التفرطح:

$$K = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \mu)^4}{n} \quad (8.2)$$

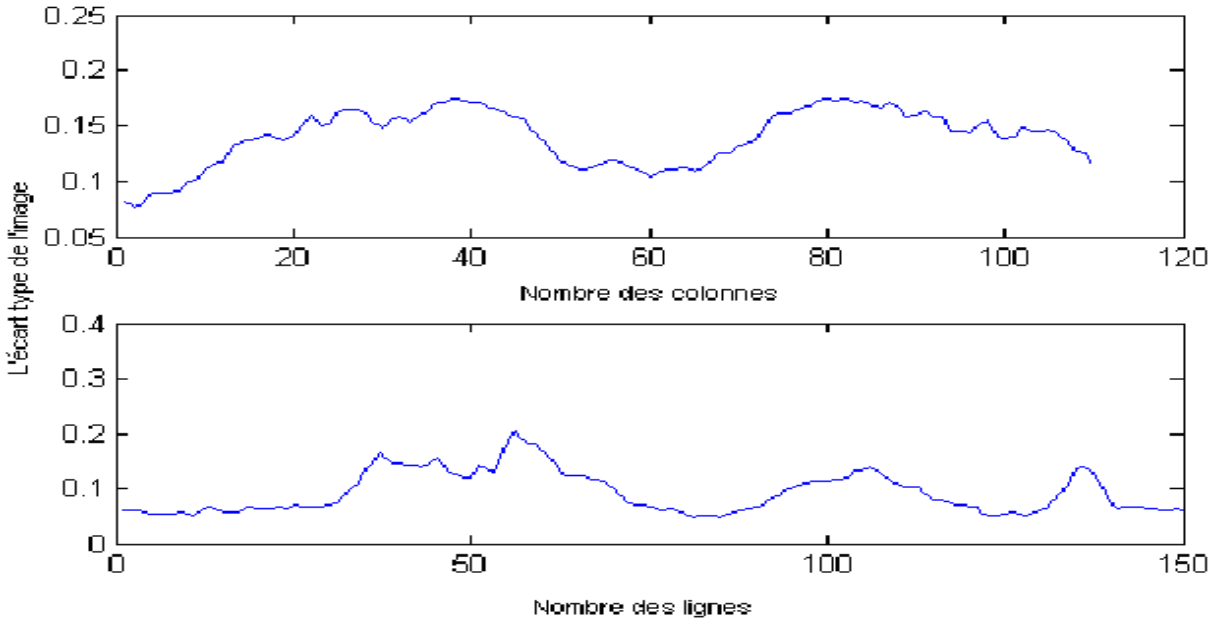
يتم تعريف تطبيع الصورة من خلال:

$$Phot(X) = \frac{X - \mu_X}{\sigma_X} \quad (9.2)$$

الشكلان 8.2 و 9.2 يمثل المتوسط و الانحراف المعياري لصورة الوجه.

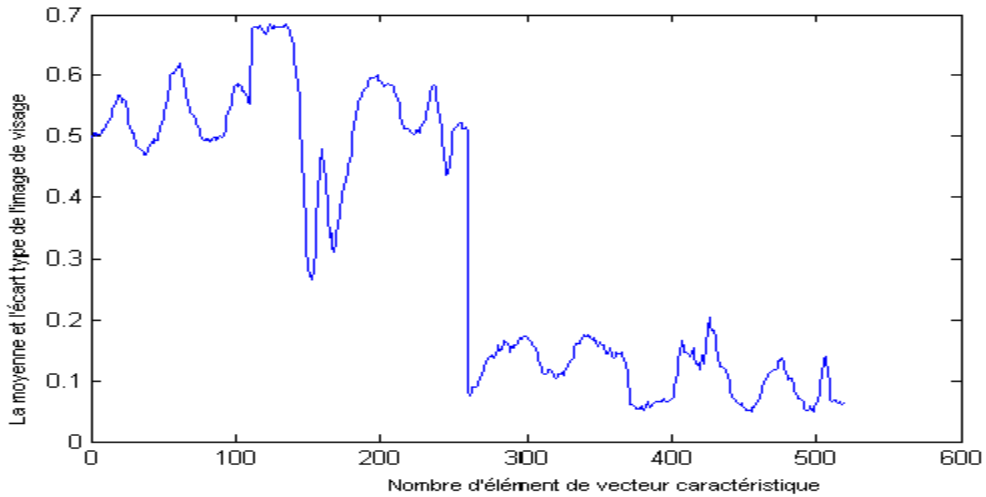


الشكل 7.2 متوسط صورة الوجه.



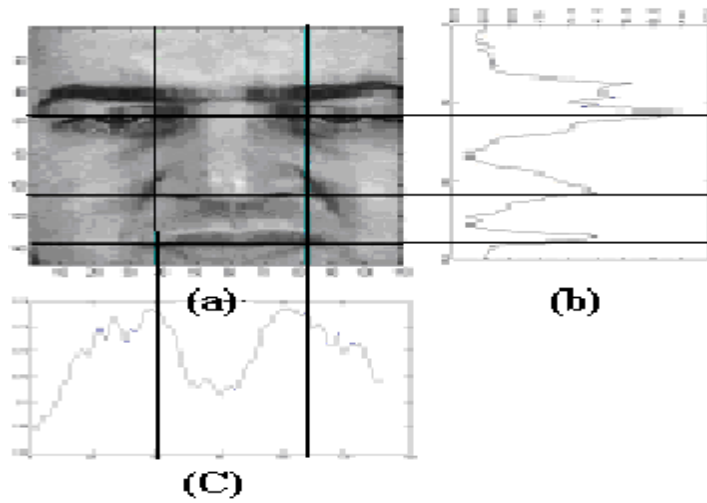
الشكل 8.2 الانحراف المعياري لصورة الوجه.

مبدأ نظام مصادقة الوجه هذا هو استخراج متجه مميز للفرد ، من أجل مقارنته بمتجه يحتوي على خصائص نفس الشخص المستخرج من صورته المخزنة في قاعدة بيانات. تعتمد ميزة هذه الطريقة على سرعتها وبساطتها وخاصة مرونتها في حالة إضافة الصور أو أشخاص. في الواقع هذه العملية لا تنطوي على أي إعادة تعلم كاملة ، على عكس الأسلوب ACP. كما أن الموارد التي تتطلبها هذه الطريقة لا تتعلق إلا بقائمة تمثيلات المتجهات للكميات الإحصائية البسيطة ، مما يؤدي إلى استهلاك منخفض جداً للذاكرة. يوضح الشكل التالي المتجه المميز الذي يتكون من خلال الجمع بين المتوسط والانحراف المعياري لكل سطر وعمود لصورة وجه واحدة [16].



الشكل 9.2 المتجه المميز من خلال الجمع بين المتوسط والانحراف المعياري (MS).

لا يزال يمكن للمرء استخدام الانحراف المعياري لكل صف وعمود من صورة الوجه للكشف عن مناطق الوجه البشري مثل عيون الفم والأنف. و تقع عند القيم القصوى للانحراف المعياري. حيث يوضح الشكل التالي هيكلها



الشكل 10.2 (a) صورة الوجه (b) الانحراف المعياري العمودي (c) الانحراف المعياري الأفقي.

نلاحظ أن طريقة الكشف هذه مثيرة للاهتمام و بسيطة و سريعة للبحث عن مواضع الأجزاء المختلفة من الوجه البشري.

6.2 الخاتمة

في هذا الفصل نلقي الضوء على المزايا و العيوب المختلفة للتعرف على الوجه و التقنيات المستخدمة في ذلك لتحديد الهوية الأفراد وأخيرا اقترحنا طريقة تعتمد على إحصائيات النظام الأول و في فصل النتائج سنثبت فعاليته.

الفصل الثالث

النتائج و المناقشة

1.3 مقدمة

في هذا الفصل سنعرض قاعدة البيانات XM2VTS وفقا لبروتوكول لوزان. لقد أثبتنا أن معلومات الألوان تزيد من أداء نظام المصادقة. قمنا بتطبيق هذه التقنيات عمليا لنرى مزايا و عيوب هذه الخوارزمية خاصة معدل النجاح و وقت الحساب لعملية مصادقة الوجه. في الواقع ، يعتمد أداء هذه الخوارزميات كثيرا على جودة نتائج الكشف عن الوجوه و تطبيعتها.

2.3 قاعدة بيانات XM2VTS

قاعدة XM2VTS [45] (قاعدة بيانات XM2VTS الموسعة) عبارة عن قاعدة بيانات متعددة الوسائط تحتوي على صور ثنائية الأبعاد وثلاثية الأبعاد للوجه ، بالإضافة إلى لقطات فيديو مع تسجيلات صوتية. تم الحصول على قاعدة البيانات كجزء من مشروع M2VTS (التحقق متعدد الوسائط لتطبيقات الخدمات عن بعد و الأمن) جامعة Surrey (المملكة المتحدة). تحتوي قاعدة البيانات على 295 شخصا مسجلين في 4 جلسات على مدى 4 أشهر. تحتوي قاعدة بيانات الوجه ثنائية الأبعاد على لقطات للوجه والملف الشخصي. تم تسجيل لقطتين للوجه في كل جلسة ، بإجمالي 8 صور لكل شخص. يوضح الشكل 1.4 مثالا على صور الشخص.



الشكل 1.3 أمثلة على صور قاعدة XM2VTS.

لا يكفي استخدام نفس قاعدة البيانات لمقارنة النتائج بصدق. من الضروري أيضًا تحديد بروتوكول للاختبار. في بروتوكول لوزان [46] تنقسم قاعدة البيانات إلى ثلاث مجموعات : مجموعة التعلم ، مجموعة التحقق ومجموعة الاختبار. يتم استخدام مجموعة التعلم كمجموعة مرجعية. تعمل كمجموعة أساسية ، وبالتالي الاحتفاظ بالمعلومات عن الأشخاص المعروفين لدى النظام. تُستخدم مجموعة التقييم لتحديد معايير نظام التعرف على الوجوه. أخيرًا تسمح مجموعة الاختبار باختبار النظام من خلال تقديم صور لأشخاص غير معروفين تمامًا للنظام. في الواقع تنقسم قاعدة البيانات إلى فئتين : العملاء و المحتالون. تحتوي مجموعة التعلم على عملاء فقط. ينقسم المحتالون إلى مجموعتين أخريين 25 لمجموعة التقييم و 70 لمجموعة الاختبار. ويرد في الشكل وصف لتوزيع الصور في المجموعات المختلفة الشكل 2.4 [46].

Session	Pause	Clients	Imposteurs	
1	1	Apprentissage	Evaluation	Test
	2	Evaluation		
2	1	Apprentissage		
	2	Evaluation		
3	1	Apprentissage		
	2	Evaluation		
4	1	Test		
	2			

الشكل 2.3 تكوين قاعدة البيانات.

تظهر أحجام المجموعات المختلفة في الجدول 1.4.

المحتالين	العملاء	المجموعات
0 صور	600 صورة (3 لكل شخص)	التعلم
200 صورة (8 لكل شخص)	600 صورة (3 لكل شخص)	التقييم
560 صورة (8 لكل شخص)	200 صورة (3 لكل شخص)	الاختبار

الجدول 1.3 توزيع الصور في المجموعات المختلفة.

3.4 المعالجة المسبقة

تعد المعالجة المسبقة في عملية المصادقة مرحلة ضرورية و مهمة لتحسين أداء النظام. يسمح هذا بتقليل البيانات أولاً و يخفف من آثار الظروف المختلفة عند التصوير. في هذه المرحلة يكون الإجراء كما يلي :

أولاً ، قطعنا الصور .

- في التالي نستخدم الترشيح (تمرير منخفض (من اجل الهلاك)) .

- هلاك الصور (تقليل دقة الصورة) .

- وأخيراً، تطبيق تطبيع الصور على الصور، مما يؤدي إلى إزالة أي متجه تعويض محتمل و إزالة أي تأثير تضخيم [47] .

4.4 التصنيف

تحدد العتبة الحد الأدنى من التشابه بين صورتين لتعريفهما على أنهما نفس الشخص ، و هذا التشابه الأدنى ، المشتبه به ، سيتم التعبير عنها على أنها أقصى مسافة بين خصائص الصورتين . لدينا فئتان : العملاء و المحتالين. يشير نظام المصادقة الصارم للغاية إلى معدل TFA (معدل القبول الخاطئ) ضعيف و TFR (معدل الرفض الكاذب) مرتفع. لنظام التراخي فإن العكس هو الصحيح. الوسط في مكان ما بين الاثنين في مكان ما وإذا كانت معدلات الخطأ المتساوي ، ستكون بنفس معدل الخطأ TEE. في فريق التقييم ، تم حساب جميع معدلات الخطأ ، يسمح هذا بالتحكم في TEE إلى حد ما عن طريق تعديل معايير القبول و الرفض للنظام. في مجموعة الاختبار ، نفع الشيء نفسه باستخدام المعايير المحددة مسبقاً. كذلك ، نتحقق من قوة نظام مصادقة الوجه [47].

5.4 مقياس التشابه

لقياس أوجه التشابه اخترنا الارتباط لأنه يوفر أفضل النتائج بالنسبة لمقاييس التشابه الأخرى و هو أكثر ملائمة للبيانات الضخمة. يقيس معدل التغير بين مكونات المتجهين A و B. يتم تقديمه بالعلاقة التالية :

$$\text{Corr} (A , B) = \sum_{i=1}^N \frac{(A_i - \mu_A)(B_i - \mu_B)}{\sigma_A \sigma_B}$$

حيث :

σ_A الانحراف المعياري A ، μ_A متوسط A_i ، σ_B الانحراف المعياري B ، μ_B متوسط B_i

6.4 عرض نتائج التقنية المستخدمة

تعتمد طريقة MS على استخراج إحصاءات الطلب الأول من صورة الوجه مثل المتوسط ، التباين ، لحظات النظام 3 (الانحراف) و لحظات النظام 4 (الانقسام). تتحد هذه الإحصائيات لتحسين أداء نظام مصادقة الوجه و سوف نقدم النتائج هنا. يعرض الجدول نتائج الإحصائيات المختلفة التي تم الحصول عليها للتحقق من صحة الوجه و المجموعات المطبقة على الصور الرمادية. لقد اخترنا المعايير التالية : المعالجة المسبقة مع التطبيع الضوئي ، مقياس التشابه : الارتباط ، العتبة : عالمية

مجموعة الاختبار			مجموعة التقييم		إحصاء
طول المعلومة	معدل نجاح (%) TS	TFR (%)	TFA (%)	TEE (%)	
260	85.66	6.75	7.59	6.99	متوسط
260	84.06	7.00	8.94	7.04	الانحراف المعياري
260	82.16	9.75	8.09	7.81	الانحراف
260	75.68	14.00	10.32	10.3	التفرطح
260	82.14	8.00	9.87	8.14	التباين
520	89.48	4.75	5.77	5.47	المتوسط و الانحراف المعياري
520	78.38	12.25	9.37	10.03	المتوسط والتباين
520	86.96	8.00	5.05	5.67	متوسط و الانحراف
520	85.50	8.75	5.75	5.51	المتوسط و التفرطح
1040	70.35	15.75	13.90	12.69	متوسط ، التباين ، الانحراف و التفرطح

الجدول 2.3 نتائج إحصاءات النظام الأول باللون الرمادي.

استنادا إلى النتائج الواردة في الجدول 2.4. نلاحظ أن استخدام المتوسط وحده يعطي معدل النجاح 85.66% والانحراف المعياري وحده يعطي معدل النجاح 84.06% ؛ وحصلنا على تحسن في معدل النجاح إذا قمنا بتجميع القيم الإحصائية المختلفة والتي تعطي النتائج التالية : (المتوسط و الانحراف المعياري) : 89.45% ، (المتوسط و التباين) : 86.96% ، (متوسط و الانحراف) : 85.50% و (متوسط

و التفرطح) :70.35%. نلاحظ أن الجمع (متوسط و الانحراف المعياري) يعطي أفضل معدل نجاح TS من ترتيب 89.48% فيما يتعلق بالمجموعات الأخرى ، هذه الطريقة تسمى (MS).

• مزايا الطريقة MS :

في الواقع طريقة MS لديها ميزات مثيرة جدا للاهتمام مقارنة ب ACP. يمكن تلخيص هذه المزايا في النقاط التالية :

- معدلات الخطأ في القبول و الرفض الخاطئين في مجموعة التقييم و الاختيار قريبة جدا مما يعني و جود نظام أكثر استقرارا و هذه خاصية مهمة جدا.

- السرعة : تتطلب طريقة ACP عددا كبيرا من الحسابات لاستخراج القيم الذاتية من مصفوفة التغيرات الكبيرة . من ناحية أخرى باستخدام طريقة MS يكون عدد العمليات التي يجب إجراؤها لحساب المتجه المميز لصورة الوجه اقل بكثير.

- المرونة مع قواعد البيانات الكبيرة : في طريقة MS ، لا تتكرر عملية التعلم عند تعديل قاعدة البيانات من خلال تقديم وجوه أخرى (العملاء). من ناحية أخرى في الطرق الأخرى ، يجب تكرار عملية التعلم في كل مرة يتم فيها إدخال شخص (عميل) إلى قاعدة البيانات ، لأن مساحة الإسقاط تتغير.

- الذاكرة المنخفضة : ليست بحاجة إلى ذاكرة كبيرة باستخدام طريقة MS لأن استخراج المتجه المميز يفعل ذلك مباشرة على صورة الوجه ولكن طريقة ACP تتطلب ذاكرة كبيرة للحفاظ على مساحة الإسقاط. يبين الجدول أدناه الوقت اللازم للحساب (وقت وحدة المعالجة المركزية في الثانية) لحساب مصفوفة و الإسقاط الخاصة ل ACP. الوقت اللازم لاستخراج المميز لكل طريقة ، ومعدل نجاح كل نهج في قاعدة بيانات XM2VTS.

الطريقة	معدل نجاح TS %	وقت وحدة المعالجة المركزية لمصفوفة الإسقاط (s)	وقت وحدة المعالجة المركزية لاستخراج ميزة صورة (s)
MS	89.48	/	0.09
ACP	89.16	47.84	0.120

الجدول 3.3 مقارنة أداء MS و ACP استخدام قاعدة بيانات XM2VTS (Pentium 4 ، 1.6

[GHZ]16].

وفقا لهذا الجدول نلاحظ أن طريقة MS أفضل من ACP من حيث معدل النجاح وتتطلب القليل من وقت الحساب بحيث تكون الأسرع و الأبسط بينها.

توضح الجداول التالية معدلات الخطأ المختلفة للطريقة MS لمساحات الألوان المختلفة.

- مساحة ألوان RGB

مجموعة الاختبار			اللون	
TS (%)	TFA	TFR		
87.09	6.41	6.50	R	MS RGB
89.58	5.42	5.00	G	
88.81	4.44	6.75	B	

الجدول 4.3 معدل خطأ طريقة MS للون RGB.

- مساحة ألوان XYZ

مجموعة الاختبار			اللون	
TS (%)	TFA	TFR		
88.32	5.93	5.75	X	MS XYZ
89.72	5.78	4.50	Y	
88.71	4.54	6.75	Z	

الجدول 5.3 معدل خطأ طريقة MS للون XYZ.

- مساحة ألوان YUV

مجموعة الاختبار			اللون	
TS (%)	TFA	TFR		
89.49	5.76	4.75	Y	MS YUV
88.54	4.96	6.50	U	
88.93	5.07	6.00	V	

الجدول 6.3 معدل خطأ طريقة MS للون YUV.

- مساحة ألوان YCbCr

مجموعة الاختبار			اللون	
TS (%)	TFA	TFR		
89.49	5.76	4.75	Y	MS YCbCr
88.94	4.97	6.50	Cb	
88.53	5.06	6.00	Cr	

الجدول 7.3 معدل خطأ طريقة MS للون YCbCr.

- مساحة ألوان YIQ

مجموعة الاختبار			اللون	
TS (%)	TFA	TFR		
89.49	5.76	4.75	Y	MS YIQ
89.24	5.26	5.50	I	
65.87	14.63	19.50	Q	

الجدول 8.3 معدل خطأ طريقة MS للون YIQ.

- مساحة ألوان HSV

مجموعة الاختبار			اللون	
TS (%)	TFA	TFR		
41.30	29.45	29.25	H	MS HSV
90.44	4.81	4.75	S	
87.13	6.12	6.75	V	

الجدول 9.3 معدل خطأ طريقة MS للون HSV.

- مساحة ألوان I1I2I3

مجموعة الاختبار			اللون	
TS (%)	TFA	TFR		
89.49	5.76	4.75	I1	MS I1I2I3
87.98	5.77	6.25	I2	
81.60	8.15	10.25	I3	

الجدول 10.3 معدل خطأ طريقة MS للون I1I2I3.

استنادا إلى الجداول السابقة ، نتيجة طريقة MS للفضاء اللوني HSV تعطي أفضل مكون لون S بمعدل نجاح 90.44% ، يليه المكون إضاءة Y للفضاء ألوان XYZ بمعدل نجاح يبلغ حوالي 89,72% ، ثم مكون G للفضاء اللوني RGB بمعدل نجاح 89,58%. وأخيرا إضاءة المساحات اللونية I1I2I3 ، YUV ، YIQ ، و YCrCb معدل نجاح يبلغ حوالي 89,49% ، مشابهة لمعدل نجاح النظام الرمادي.

7.4 خاتمة

نقدم في هذا الفصل قاعدة بيانات صور الوجه التي تم اختيارها بسبب شعبيتها حيث أصبحت معيارا في المجتمع. كما قمنا بتطبيق التقنية المستخدمة ، و كانت النتائج مرضية و النظام مستقر مع التقنية المستخدمة ، تم تقديم معلومات الألوان للتقنية المستخدمة و ثبت أن فعالية الألوان تزيد من أداء نظام مصادقة الوجه. تعطي تقنية MS معدل نجاح TS يبلغ 89.48% في المقياس الرمادي وهو مشابه ل ACP لكن MS أسرع و أبسط. أكبر معدل نجاح تحصلنا عليه في المساحات اللونية بنسبة 90.44% مع استخدام مكون S من مساحة ألوان HSV.

الخاتمة

العامّة

خاتمة عامة

في هذا العمل ركزنا على القياسات الحيوية للوجه و التي لها العديد من المزايا : نظام الالتقاط (الكاميرا) سهل التركيب ، مقبول في الأماكن العامة ، سهولة الاستخدام ، التكلفة المنخفضة. في السنوات الأخيرة التعرف على الوجه يجذب اهتمامًا متزايدًا في المجتمع العلمي.

الغرض الرئيسي من عملنا هو إثبات أهمية اللون للتحقق من صحة الوجه حيث يساهم عملنا في تطوير خوارزمية جديدة أكثر قوة.

اقترحنا طريقة التعرف على الوجه MS على قاعدة بيانات XM2VTS وفقًا لبروتوكول لوزان. النتائج التي تم الحصول عليها بشأن الكفاءة اللونية لطريقة MS تبين أن أداء نظام مصادقة الوجه قد تحسن ، لأنها أسرع وأسهل في تنفيذ البيانات وتقليلها دون تقليل أداء نظام مصادقة الوجه بشكل كبير. يبلغ معدل النجاح 89.48% مع المقياس الرمادي وأعلى معدل نجاح TS بنسبة 90.44% مع استخدام مكون S من مساحة قياس الألوان HSV.

المراجع

- [1] D. John ,Woodward, jr., (2003). Christopher horn Julius gatune, and aryn thomas, “biometrics a look at facial recognition”, documented briefing by rand Public Safety and justice for the Virginia state crime commission.
- [2] S. Prabhakar, S. Pankanti, A. K. Jain,(2003). Biometric recognition : Security and privacy concerns, IEEE Security & Privacy, p.33–42.
- [3] J. Mahier, M. Pasquet, C. Rosenberger, F. Cuozzo ,(2008). Biometric authentication. Encyclopedia of Information Science and Technology, p.346–354.
- [4] N. Rudin, K. Inman, G. Stolovitzky, I. Rigoutsos,(2002). Biometrics : Personal Identification in Networked Society, chapter DNA Based Identification, Kluwer Academic Publishers, p. 287– 309.
- [5] G. Roethenbaugh,(1998). An Introduction to Biometrics and General History, Biometrics Explained, Section 1.
- [6] M.Nicolas,(2009). Reconnaissance Biométrique par Fusion Multimodale du Visage et de l’Iris Thèse de Doctorat, École Doctorale d’Informatique, Télécommunications et Électronique de Paris.
- [7] A. Benagga, L. Telib,(2016). Reconnaissance des personnes basée sur l’empreinte de l’articulation de doigt, Université Kasdi Merbah Ouargla, <https://tel.archives-ouvertes>.
- [8] C. Jye Liou, (1997). A Real Time Face Recognition System, DSP/IC Design Lab, Department of Electrical Engineering, National Taiwan University.
- [9] B. Mohamed Saïd Ramzi, S. Sofiane,(2018). Reconnaissance biometrique multimodale basee sur la dimension fractale, mémoire fin d’étude de master, Universite Larbi Ben M’hidi - Oum El Bouaghi.
- [10] L. Menssoura,(2013). identification des visages humains par réseaux de nuerons, mémoire de magister, université de Batna.
- [11] D.Naima ,M. Zohra,(2017). Authentification des personnes par reconnaissance de caractéristiques des visages en utilisent le réseau de neurones, mémoire fin d’étude de master, Universite Echahid Hamma Lakhdar - El Oued.
- [12] F. LOUIBA ,R. HADJ,(2010). Système de contrôle d’accès physique basé sur le visage et la Java Card, mémoire fin d’étude d’ingéniera en informatique, Institut National de formation en Informatique (I.N.I).
- [13] Tlili et Classe‘A MC, M.Smaine, B.Bachir , R.Mohammed, B.Yamina,(2010). Systèmes multimodaux pour l’identification et l’authentification biométrique.
- [14] B.Rahim Ryad ,B. Faouzi,(2019). Développement d’un système biométrique multimodal basé sur la fusion des scores de matching, Mémoire de fin d’études de master, Université Mouloud Mammeri De Tizi Ouzou.
- [15] M.Arbaoui ,M.Moulay,(2015)._ Authenti_cation des personnes par l’articulation du doigte émultimodale pour la reconnaissance des individus. Mémoire de fin d’études de master,Université Kasdi Merbah de Ouargla.
- [16] M.Fedias, (2013). Combinaisons de données d’espaces couleurs et de méthodes de vérification d’identité pour l’authentification de visages ,Thèse de doctort, Université Mohamed Khider-Biskra.
- [17] M.Fedias, (2006). L’apport de la couleur à la vérification d’identité à l’aide d’images de visage, Université de Biskra-Mohamed Khider.
- [18] O. Abdelmalik et M. Abdelghaffar, (2009). Identification et authentification des visages en biométrie», Mémoire de Fin d’Etudes, en vue de la préparation du diplôme: INGENIEUR, Département de Génie Electrique, Université Mohamed Keider Biskra.

- [19] A. AbdErrazak , H. Samia, (2010). Reconnaissance biométrique par la méthode ICA, Université Mohamed Kheider de Biskra -Ingénieur d'état en électronique.
- [20] O.AbdElMalik ,B.Mébaraka, B.Mohamed ,B.AbdElHamid, (2011). Authentification de visages par les transformations de Hough et Gabor associées à EFM et SVM pour la classification, Intelligence artificielle, Université Mundiapolis Casablanca.
- [21] L.Torresani, K.C.Lee, (2007). Large margin component analysis. In Advances in neural information processing systems,pp. 1385-1392.
- [22] A.Mignon, F.Jurie, (2010). Reconnaissance de visages: une méthode originale combinant analyse discriminante logistique et distance sur graphe. In Actes de la conférence Reconnaissance de Formes et Intelligence Artificielle (RFIA).
- [23] R .Jourani, (2006). Reconnaissance de visages. Projet de fin d'études pour ingénieur en informatique.
- [24] M.R.Alismail , O.NorElhouda, (2011). Fusion multimodale des scores pour la reconnaissance des personnes, Mémoire de Fin d'Etudes, en vue de la préparation du diplôme: MASTER, Département de Génie Electrique, Université Mohamed Khider Biskra.
- [25] A.Mohamed , B.Abdelhak, (2007)Fusion de la DCT-PCA et la DCTLDA appliquée à la reconnaissance de visages, Institut National de formation en Informatique (I.N.I) Oued-smar Alger.
- [26] B.Salim, M. Nabil, (2008). Identification et authentification du visage en biométrie , Université Mohamed Khider Biskra.
- [27] N.Morizet, E. A.Thomas, F.Rossant, F.Amiel, A.Amara, (2006). Revue des algorithmes PCA LDA et EBGMM utilisés en reconnaissance 2D du visage pour la biométrie, Institut Supérieur d' Electronique de Paris (ISEP), département d'électronique,pp1-11.
- [28] A. Chirikov, Karhunen- Loeve, for face recognition,Matlab code available à <http://mathworks.com/matlabcentral/fileexchange/loadfile.do>.
- [29] H. M.Amir, N.Rachid, (2006-2007).thème reconnaissance de visages, Universités d'Avignon et du pays du Vaucluse IUPGMT.
- [30] N. Morizet, (2009). Reconnaissance biométrique par fusion multimodale du visage et de l'iris ,Doctoral dissertation, Télécom ParisTech.
- [31] S.G. Ababsa, (2008). Authentification d'individus par reconnaissance de caractéristiques biométriques liées aux visages 2D/3D. Evry-Val d'Essonne.
- [32] W.Hizem, (2009). Capteur intelligent pour la reconnaissance de visage, thèse de doctorat à l'Ecole National Supérieur de télécommunication et Université Pierre et Marie Curie- Paris G, France.
- [33] A.Mellakh, (2009). Reconnaissance des visages en conditions dégradées, Doctoral dissertation, Evry, Institut national des télécommunications.
- [34] A.Lemieux, (2003). Système d'identification de personnes par vision numérique Université Laval, p.153.
- [35] M.Turk, A.Pentland, (1991). Eigenfaces for recognition. Journal of cognitive neuroscience, pp.71-86.
- [36] F. S.Samaria, A. C.Harter, (1994). Parameterisation of a stochastic model for human face identification. In Proceedings of 1994 IEEE Workshop on Applications of Computer Vision pp.138-142.
- [37] C.Jutten, J. Herault, (1991). Blind separation of sources, part I: An adaptive algorithm based on neuromimetic architecture. Signal processing, pp.1-10.
- [38] M. S.Bartlett, J. R.Movellan, T.J.Sejnowski, (2002). Face recognition by independent component analysis. IEEE Transactions on neural networks, pp.1450-1464.

- [39] C.Bencheriet, A. Boualleg, H. Tebbikh, (2007).Segmentation de la Couleur de Peau par Seuillage Selon Différents Espaces de Couleur, JIG'2007 - 3èmes Journées Internationales sur l'Informatique Graphique, Université 8 Mai 45 de Guelma.
- [40] J.C.Russ,(1998). The image processing –Handbook-, Third Edition. CRC Press, CRC Press LLC.
- [41] R.Heus, (2009).Approches virtuelles dédiées à la technologie des puces à tissus «Tissue MicroArrays » TMA : Application à l'étude de la transformation tumorale du tissu colorectal", Thèse de doctorat, Université Joseph Fourier.
- [42] C.Landry, (1999). Correction interactive de couleur par association. Université de Montréal.
- [43] A.Anwander, (2001). Segmentation d'images couleurs par opération gradient vectoriel multiéchelle et contour actif : application à la quantification des phases minéralogiques du clinker de ciment, Thèse de doctorat, Institut national sciences appliquées de Lyon.
- [44] B.Rémi, N.François, (2005-2006).La compression JPEG, Rapport de Projet, Ecole nationale supérieure d'ingénieurs de Caen et centre de recherche (ENSICAEN), Université de Caen Basse-Normandie.
- [45] K. Messer, J. Matas, J. Kittler, J. Luetin, G. Maitre,(1999). XM2VTSDB : The Extended M2VTS Database, Proc. AVBPA'99 Washington DC.
- [46] J.Luetin, G.Maître, (1998). Evaluation protocol for the extended M2VTS database (XM2VTSDB) (No. REP_WORK). Idiap.
- [47] M. Hasna, (2019). La couleur et la méthode proposé MS à l'authentification de visage , Université Mohamed Khider de Biskra.