

التعرف على الأشخاص باستخدام القيم الإحصائية لصورة بصمة اليد

الدكتورة مريم محمد ساعي*

الدكتور محمد مصطفى حجازية**

(تاريخ الإيداع 7 / 10 / 2013. قُبل للنشر في 23 / 1 / 2014)

ملخص

يقدم البحث طريقة جديدة للتعرف على الأشخاص باستخدام بصمة اليد. حيث يقترح استخدام المعاملات الإحصائية لاستخلاص سمات بصمة اليد، واستخدام مصنف المسافة الإقليدية لإجراء عملية التصنيف الآلي. تم اقتراح عدد من القيم الإحصائية واستخدامها لاستخلاص السمات وهي المتوسط، والوسيط، والانحراف المطلق عن المتوسط، والانحراف المعياري، ومقياس النزعة المركزية، والمدى الربيعي الداخلي، والمتوسط القطعي، و تابع الكثافة الاحتمالي، وطول الكف، وعرض الكف. تم اختبار النظام باستخدام قاعدة بيانات تتضمن 180 صورة يد تعود لـ 20 شخص بحيث تتضمن صوراً لحالات مختلفة مثل تغطية اليد جزئياً بالاصقات الطبية أو وجود الجروح أو التشوهات، وقد أثبتت النتائج أن النظام تمكن من التعرف على 172 صورة من أصل 180 صورة أي بمعدل تعرف 95.55%، مع ملاحظة أن معدل التعرف ارتفع إلى 99% عند استبعاد الصور شديدة التندني.

الكلمات المفتاحية: معالجة الصورة، التعرف على النماذج، بصمة اليد، المعاملات الإحصائية، استخلاص السمات، التعرف على الأشخاص باستخدام بصمة اليد.

*مدرس في قسم الحاسبات والتحكم الآلي - كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية - جامعة تشرين - اللاذقية - سورية.

**مدرس في قسم الحاسبات والتحكم الآلي - كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية - جامعة تشرين - اللاذقية - سورية.

Human Recognition based on the Statistical Coefficients of Handprint Image

Dr. Mariam M. Saii*

Dr. Mohammed M. Hijazieh**

(Received 7 / 10 / 2013. Accepted 23 / 1 / 2014)

□ABSTRACT□

A new method for human recognition using handprint is proposed. It suggests the usage of statistical coefficients to extract handprint features, then using the Euclidean distance classifier to do the automatic classification. Statistics coefficients are suggested to extract the features of handprint image like mean, median, absolute deviation of the mean, standard deviation, skewness, inter quartile range, trim mean, probability density function, hand length, and hand width. The system was examined using a database consisting of 180 hand images for 20 persons. The images contain multiple situations like a bandaged hand, wounds, or other deformities. The results prove that the system has recognized 172 images of the 180 images (95.55%), where it can be 99% if we exclude the poor images.

Keywords: Image processing , pattern recognition , handprint recognition , Statistical Coefficient , feature extraction , human recognition using handprint.

* Assistant Professor, Department of Computer and Automated Control Engineering, Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Tishreen University, Lattakia, Syria.

** Assistant Professor, Department of Computer and Automated Control Engineering, Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Tishreen University, Lattakia, Syria.

مقدمة:

تعرف الواصفات البيومترية على أنها مجموعة الخصائص الفيزيولوجية والتشريحية التي تميز شخصاً عن آخر، كبصمة الإصبع وبصمة اليد وبصمة العين والقرحجية وشكل الأذن وبصمة القدم والوجه والبصمة الوراثية DNA. وقد استخدمت بشكل واسع في مجال التعرف الآلي وغير الآلي على الأشخاص، وتختلف هذه الواصفات من حيث شكلها وطرق قياسها ومواقعها وفعاليتها وسهولة معالجتها وتعرضها للتشوه. وتعتبر بصمة اليد من الواصفات البيومترية التي استخدمت مؤخراً نظراً للعديد من المزايا والواصفات التي تتمتع بها دون غيرها من الواصفات. تتميز بصمة اليد بسهولة استخلاصها دون الحاجة لإدخال أدوات إلى داخل جسم الإنسان مثل البصمة الوراثية DNA، كما أنها لا تتطلب أجهزة تصوير خاصة مثل القرحجية وشبكية العين، ولا تعاني من التغيرات الشديدة مثل الوجه وبصمة الصوت أو التشوهات والحروق الكثيرة مثل بصمة الإصبع. يمكننا - بإجراء مقارنة بسيطة- أن نلاحظ أن شكل الوجه يتغير مع مرور الزمن بسبب ظهور التجاعيد أو بسبب تعرضه للحروق والتشوهات التي تؤثر على السمات التي يتم استخلاصها منه. أضف إلى ذلك أن بصمة الإصبع تتعرض للتشوهات بشكل أكبر من بصمة اليد، حيث يؤثر نفس حجم الحرق مثلاً على بصمة الإصبع أكثر من تأثيره على بصمة اليد، بسبب اختلاف حجم البصمتين وحجم خطوطهما التي تعتبر أوضح في بصمة اليد. ويعاني -من جهة أخرى- عملية تقليد بصمة اليد من صعوبات كثيرة، حيث أن النماذج المزورة التي يمكن إنتاجها لبصمة اليد صعبة التطبيق ومكلفة جداً.

تعد مرحلة استخلاص سمات بصمة اليد المرحلة الأكثر تأثيراً في أداء نظم التعرف على الأشخاص، المعتمدة على بصمة اليد كواصفة بيومترية، حيث أن نوع الخوارزمية المستخدمة تؤثر كثيراً في نتيجة التعرف. تصنف الأبحاث التي اعتمدت على بصمة اليد كواصفة بيومترية في أنظمة التعرف إلى خمسة أصناف أساسية وفقاً لطريقة استخلاص هذه السمات، وهي:

- الصنف الأول: اعتمد على السمات المقاسة من بصمة اليد مثل الطول والعرض.
- الصنف الثاني: استخدم شكل اليد كمادة أساسية لاستخلاص السمات.
- الصنف الثالث: استخلص خطوط بصمة الكف.
- الصنف الرابع: دمج خطوط بصمة الكف مع شكل اليد.
- الصنف الخامس: دمج شكل اليد مع السمات المقاسة.

ركزت الدراسات التي استخدمت السمات المقاسة على استخلاص سمات مثل طول وعرض الإصبع وطول الكف والزوايا بين الأصابع [1,2,13,15]، حيث اختلف عدد السمات المستخلصة وطريقة الحصول عليها، كما تباينت طرق التقاط الصور من دراسة لأخرى. قامت أبحاث أخرى بجمع صور قاعدة البيانات بدون محددات أثناء عملية التصوير في حين اعتمد بعضها على محددات تصوير كثيرة.

اعتمد Jain [1,10] على سمات مقاسة مستخلصة من صورة بصمة اليد مثل طول وعرض الإصبع عبر 16 محور مختلف، حيث تم استخلاص هذه السمات من صور قاعدة بيانات مؤلفة من 50 فرد، في حين قام Oden [12] بدمج السمات المقاسة مع السمات المستخلصة من شكل اليد حيث تم الدمج على مستوى السمات Feature level، كما أنه استخدم سمات لا تتأثر بتغير اتجاه اليد أو حركة الأصابع، وحصل الباحث على معدل تعرف 95.0% على قاعدة بيانات تعود لـ 35 شخص.

اقترح الباحثان Jain & Duta [2,7] طريقة تعتمد على تجميع سمات شكل اليد من زوج من صور اليد بدلاً من السمات المقاسة لصور اليد، لكن طريقتهم حققت أداءً محدوداً ضمن قاعدة بيانات صغيرة. لجأت بعض الأبحاث [8، 11] لاستخلاص سمات خطوط الكف، إلا أنها واجهت مشاكل عديدة خلال ذلك نتيجة لصعوبة تحديد بنية خطوط الكف، ولجأت بعض هذه الدراسات إلى تعليم مناطق الخطوط يدوياً باستخدام قلم علام marker.

استخدم Zhan [5] نظام مسح خاص قائم على النقاط صور الكف بدقة عالية ووضعية صحيحة خلال عملية التصوير، مما نتج عنه صور عالية الدقة وهذا ما سهل عملية استخلاص خطوط الكف. كذلك طبق Hanetal [4] خوارزمية تحقق قوية لم تتطلب منه استخدام الحبر لتحديد مناطق خطوط الكف أو حتى استخدام أعمدة التثبيت أثناء التقاط الصور، اعتمد [4] في استخلاص السمات على تطبيق معاملات سوبل Sobel Coefficients والعمليات المورفولوجية على صور بصمة اليد، ثم قام باستخدام الشبكات العصبونية ذات التغذية الخلفية ومطابقة القوالب لإجراء عملية التحقق.

ابتكر Zheng [16] طريقة تعتمد على استخلاص سمات إسقاطية ممانعة للتغيير Projective Invariant Features مما سمح لهم بالنقاط صور اليد بحرية تامة وبدون محددات تصوير تذكر، حيث لم تستخدم أوتاد التثبيت وسمح لأشخاص النظام بحرية تحريك أصابعهم في الاتجاه الذي يريدونه.

قام Erdem [6] بالنقاط صور لليد بوضعيات مختلفة، وتم إعادة معالجة هذه الصور بحيث تتوضع أصابع اليد باتجاهات متماثلة وبوضعية عامة موحدة. سمحت عملية تطبيع البيانات هذه بأخذ السمات العامة لليد بعين الاعتبار ورفع كفاءة وأداء النظام بشكل كبير وملحوظ. وخلال مرحلة استخلاص السمات تم اقتراح خوارزمية تحليل المكونات الأساسية PCA وتحليل المكونات المستقلة ICA.

اقترح Flynn و Woodard [14] استخدام السمات ثلاثية الأبعاد حيث قاموا بالتحقق من إمكانية استخدام سطح الإصبع ثلاثي البعد ضمن أنظمة التحقق، واستخدموا لذلك هيكلًا محدبًا لشكل اليد من أجل تحديد أماكن الفتحات بين أصابع

اليد (الوسطى، والخنصر، والإبهام). تم لاحقاً استخدام معاملات التصحيح لتحديد مسافة الربط بين زوج من صور الأصابع لإنجاز عملية التحقق، لكن أهم مساوئ هذه الطريقة هو استعمال قوالب سمات بحجم كبيرة لكل صورة من صور الإصبع، وذلك لأنه تم تجزئ صورة اليد إلى ثلاث صور تحتوي كل واحدة منها صورة إصبع، لذا تطلبت حجماً تخزينياً كبيراً وزمناً أطول للمعالجة.

ظهرت بعض المشاكل في الأبحاث التي اعتمدت سمات ثلاثية الأبعاد مثل استخدام المرقم ثلاثي الأبعاد باهظ الثمن وكبير الحجم كما في دراسة Kanhangad [9]، وكانت إمكانية دمج سمات الإصبع ثلاثية الأبعاد في مرحلة استخلاص السمات ضعيفة على الرغم من تحقيق نسبة تعرف وصلت لحد 90.33%. حيث أن الطريقة الممكنة لرفع أداء هكذا نظام هي زيادة عدد السمات.

قام Mathivanan [3] في العام 2012، بدمج السمات ثلاثية البعد وثلاثية البعد معاً، حيث تم استخلاص كامل السمات من جهة الكف فقط واستعمل لذلك كاميرا ثلاثية البعد 3D للحصول على صور المدى Range بدون محددات تصوير. لوحظ أن دمج السمات قد رفع من أداء النظام بشكل واضح الأمر الذي يستحيل تحقيقه باستخدام

إحدى النوعين فقط، حيث تم التوصل لمعدل تعرف 99.4% مقابل معدل خطأ 2.3 ضمن قاعدة بيانات مؤلفة من 150 صورة تعود لـ 50 شخص.

يقدم البحث المقترح طريقة سهلة وسريعة الحساب تعتمد على السمات الإحصائية ولا تتطلب كل تلك التعقيدات في الحسابات التي تستغرق زمناً طويلاً في المعالجة كما هي الحالة في السمات ثلاثية البعد، كما أن البحث يوضح قدرة السمات الإحصائية المستخلصة من صور اليد في عملية التعرف.

أهمية البحث وأهدافه:

تعد بصمة اليد أحد الواصفات البيومترية الهامة لما تتمتع به من الخصائص المميزة والتي تتضمن شكل الكف الغني بالخطوط المتعرجة ذات الأشكال والمواقع المختلفة والواضحة، والتي تعتبر أكبر حجماً وأوضح من خطوط بصمة الإصبع. إضافة لذلك، يختلف طول وعرض الكف وحجم وشكل الأصابع من شخص لآخر. كما تعد صور بصمة اليد سهلة الالتقاط حيث يمكن الحصول عليها دون إدخال أدوات في جسم الإنسان كما هو الحال في صور الشبكية أو DNA. أما من ناحية الأمان، فتعد بصمة اليد من أكثر الواصفات البيومترية أماناً وأقلها عرضة للتزوير حيث أن تصنيع نموذج مطابق لبصمة اليد يعتبر أمراً بغاية الصعوبة وذو تكلفة عالية. من جهة أخرى، فإن بصمة اليد أقل عرضة للتغيرات الحادة مع مرور الزمن من غيرها من الواصفات الأخرى [1].

يهدف البحث إلى تصميم نظام للتعرف على الأشخاص باستخدام صور بصمة اليد بالاعتماد على المعاملات الإحصائية وتقنيات معالجة الصورة. حيث يتم استخدام السمات الإحصائية لصور بصمة اليد كمدخل أساسي لعملية التعرف.

طرائق البحث ومواده:

3-1 التحليل الإحصائي Statistical analysis:

يستخدم التحليل الإحصائي للتعبير عن كمية كبيرة من المعطيات بمقادير إحصائية مفردة، فمثلاً يمكن التعبير عن شعاع مؤلف من ألف قيمة مثلاً بقيمة واحدة فقط مما يسرع من مراحل معالجة الصورة اللاحقة. يستخدم عادة عدد من المقادير الإحصائية من أهمها المتوسط mean والوسيط median والانحراف المعياري standard deviation، والانحراف المطلق عن المتوسط MAD، ومقياس النزعة المركزية Skewness، والمدى الربيعي الداخلي Interquartile range، والمتوسط القطعي Trimmean، و تابع الكثافة الاحتمالي PDF.

3-1-1-3 المتوسط Mean:

يطلق على المقدار الذي يمثل مجموع عدد العينات على عددها بالمتوسط و يعطى بالعلاقة التالية [2]:

 \bar{x}

حيث \bar{x} هي المتوسط و N هو العدد الكلي للعينات ذات القيم X_i .

3-1-2 الوسيط Median:

يعبر الوسيط عن القيمة المركزية في شعاع العينة وله حالتان. ففي حال كان عدد العينات فردياً، فإن الوسيط يمثل قيمة العينة الواقعة في منتصف العينات بعد ترتيبها تصاعدياً أو تنازلياً. أما في حال كان عدد العينات زوجياً، فهو يساوي المتوسط للقيمتين الواقعتين في منتصف الترتيب.

3-1-3 الانحراف المعياري Standard deviation:

لحساب الانحراف المعياري يجب حساب التباين الذي يعتبر من أفضل الطرق المعروفة لحساب توزع العينات ويعطى بالعلاقة [2]:

حيث: X هي العينة التي سيتم حساب الانحراف المعياري لها.

بينما تمثل N عدد العناصر في العينة الواحدة.

والانحراف المعياري هو الجذر التربيعي للتباين [2]:

$$\sigma = \sqrt{Var(3)}$$

3-1-4 مقياس النزعة المركزية أو Skewness أو Third moments:

تقيس النزعة المركزية لا توزعية البيانات حول متوسط العينة Mean. فإذا كانت قيمتها سالبة، فهذا يعني أن العينات تتوزع على يسار المتوسط أكثر من توزعها على يمينه. أما إذا كانت قيمتها موجبة، فهذا يعني أن العينات تتوزع أكثر على يمين المتوسط. وتعتبر قيمة النزعة المركزية للتوزع الطبيعي أو التوزع القريب من الطبيعي مساوية للصفر كون أن العينات في هذه الحالة تتوزع بشكل منتظم حول المتوسط. يعتمد مقياس النزعة المركزية على رفع العينات إلى القوة الثالثة [2]:

3-1-5 المدى الربيعي الداخلي Interquartile range (iqr):

المدى الربيعي الداخلي هو الفرق بين الربيعين الأدنى والأعلى. أما الربيع الأدنى فهو القيمة التي يقع قبلها 25% من العينات بعد الترتيب تصاعدياً، بينما يعبر الربيع الأعلى عن القيمة التي يقع قبلها 75% من العينات.

3-1-6 المتوسط القطعي Trim mean:

يحسب المتوسط القطعي متوسط مصفوفة العينة X بعد استثناء عدد من قيم هذه المصفوفة وفق العلاقة التالية:

$$k = n * (\text{percent} / 100) / 2 \quad (5)$$

حيث n هي عدد القيم في مصفوفة العينة X

K : عدد القيم الواجب استثناءها

percent: قيمة ثابتة يتم اختيارها تجريبياً.

يعد المتوسط القطعي Trimmean أكثر أهمية من المتوسط النظامي mean في حالة وجود بيانات شاذة Outlier - وهي عبارة عن نقاط تختلف عن التوزيع الطبيعي للعينات ويمكن أن نلاحظ مثلها في الصور التي تحتوي ضجيجاً أو تشويشاً- ويعود ذلك إلى أن المتوسط القطعي يحسب على المصفوفة بعد التخلص من البيانات غير الطبيعية (الشاذة). أما في حالة التوزيع الطبيعي للعينات، فإن استخدام المتوسط النظامي هو الأفضل من ناحية الزمن والنتيجة. تم استخدام القيمة 10 للنسبة percent. بما أن حجم الصور في قاعدة البيانات هو 1500*900 هذا يعني أن القيمة K ستكون 67500 أي سيتم إهمال القيم الـ 67500 العليا والدنيا من مصفوفة الصورة لدى حساب القيمة المتوسطة وتكمن أهمية هذه العملية في تقليل تأثير البكسلات ذات السويات الأعلى والأدنى في الصورة والتي تؤثر بشكل كبير على حساب القيمة المتوسطة للصورة خصوصاً إذا كانت هذه القيم ضجيجاً كما هي الحالة في ضجيج الاستبدال salt & pepper حيث تمتلك بكسلات الضجيج سويات رمادية عليا (ضجيج salt) ودنيا (ضجيج pepper).

3-1-7 المتوسط التوافقي Harmonic mean:

يحسب المتوسط التوافقي بتقسيم عدد القيم ضمن مصفوفة العينة على مجموع مقلوب كل من هذه القيم. و يعطى وفق العلاقة التالية:

$$m = \frac{n}{\sum_{i=1}^n \frac{1}{x_i}} \quad (6)$$

3-1-8 تابع الكثافة الاحتمالي (PDF) Probability Density Function:

يرفق كل متحول عشوائي بتابع توزيع الاحتمال (PDF) probability distribution function الذي يعرف كما يأتي:

$$F(X) = P(X \leq x) \quad (7)$$

تتراوح قيمة هذا التابع ضمن المجال [0-1] ويعتبر تابع متزايد بالنسبة لقيم المتحول X. تختلف قيمة تابع الكثافة الاحتمالي باختلاف نوع المتحول X فهو إما متقطع أو مستمر. في حالة كان المتحول X متقطعاً فإنه قيمة هذا التابع تحسب وفقاً للعلاقة التالية:

$$F(x) = P(X \leq x) = \sum_{k=0}^x P(X = K) = \sum_{k=0}^x P(k) \quad (8)$$

أما إذا كان المتحول X مستمراً فإن قيمة التابع تحسب كما يأتي :

$$F(X) = \int_{-\infty}^x p(t) dt \quad \text{for all } x \quad (9)$$

3-2 تقنيات معالجة الصورة المستخدمة Image Processing Techniques

تطبق تقنيات معالجة الصورة في أنظمة التعرف بالمراحل التالية: مرحلة المعالجة الأولية ومرحلة التحسين، والتعزيز واستخلاص السمات، وتهدف هذه التقنيات إلى تحسين جودة السمات المفيدة للتشخيص في الصورة وتحويلها إلى شكل ملائم لعمليات المعالجة اللاحقة والحصول على سمات النموذج التي تميزه عن غيره من النماذج.

3-2-1 تسوية الهستوغرام Histogram Equalization

يعرف الرسم البياني (الهيستوغرام) لصورة ذات سويات رمادية تنتمي إلى المجال [0-L-1] رياضياً بأنه تابع متقطع يعطى بالعلاقة

$$H(r_k)=n_k \quad (10)$$

حيث:

L: عدد مستويات التكميم.

r_k: هو مستوى السوية الرمادية k

n_k: هو عدد البيكسلات التي تمتلك السوية الرمادية k .

ولجعل المنحني طبيعياً يتم تقسيم جميع قيمه على العدد الكلي لبيكسلات الصورة n لتصبح معادلة المنحني بالشكل:

$$P(r_k)= n_k/n ; k=0,1,\dots,L-1 \quad (11)$$

يمكن إجراء عملية تسوية للرسم البياني (الهيستوغرام) وهي عملية غير خطية تقوم بإعادة توزيع المستويات الرمادية بشكل منتظم على جميع بيكسلات الصورة بحيث تصبح إضاءة الصورة أفضل. تكمن أهمية هذه العملية في تحسين صور الدخل وتحويلها إلى صور ذات جودة أفضل من ناحية توزيع السويات الرمادية على بيكسلاتها.

بفرض:

P: عدد مستويات التكميم في الصورة الأصلية.

Q: عدد مستويات التكميم في الصورة الجديدة (المحسنة أو الخاضعة لتسوية الهيستوغرام).

N_{max}, N_{min}: القيمة الصغرى، العظمى لمستوى الرمادية في الصورة الجديدة.

وباعتبار أن عدد بيكسلات الصورة الأصلية = عدد بيكسلات الصورة المحسنة

يمكن أن نكتب العلاقة التالية:

$$\sum_{i=0}^Q N(i) = \sum_{i=0}^P O(i) \quad (12)$$

حيث $\sum_{i=0}^P N(i)$: هي عدد بيكسلات الصورة المحسنة في جميع مستويات التكميم الخاصة بها.

$\sum_{i=0}^Q O(i)$: هي عدد بيكسلات الصورة الأصلية في جميع مستويات التكميم الخاصة بها.

يمكن حساب عدد البيكسلات في المستوى الواحد ضمن الصورة المحسنة من نسبة عدد بيكسلات الصورة كاملة إلى مجال السويات الرمادية فيها كما يأتي:

$$N(i) = \frac{N^2}{N_{max}-N_{min}} \quad (13)$$

ومنه يمكن أن نعبّر عن عدد البيكسلات في جميع المستويات الرمادية ضمن الصورة المحسنة بالعلاقة الآتية:

$$\sum_{i=0}^Q N(i) = Q \cdot \frac{N^2}{N_{max}-N_{min}} \quad (14)$$

وبتعويض العلاقة (14) في العلاقة السابقة نحصل على:

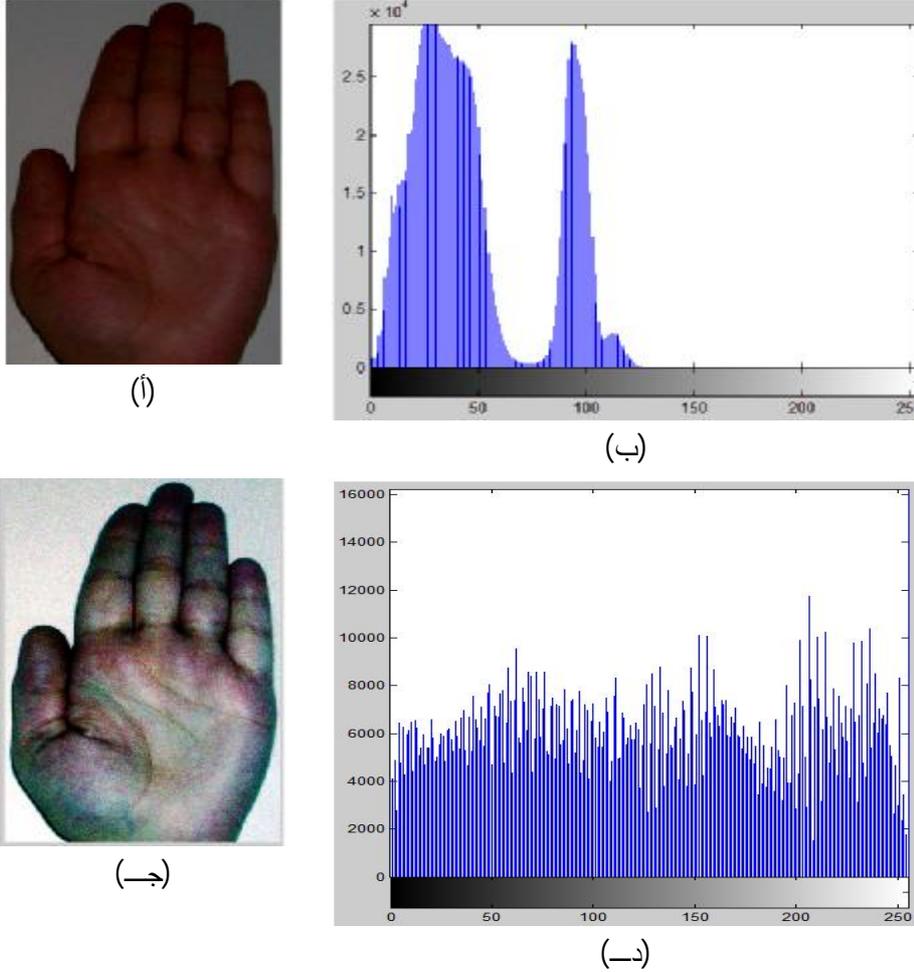
$$\sum_{i=0}^P Q(i) = Q \cdot \frac{N^2}{N_{max}-N_{min}} \quad (15)$$

ومنه نحصل على علاقة التحسين:

$$E(Q, O) = Q \cdot \frac{N_{max} - N_{min}}{N^2} \sum_{i=0}^P O(l) \quad (16)$$

وهي علاقة تسوية الصورة الأصلية O باستخدام مستوى تكميم جديد Q .

بتطبيق علاقة التسوية على بكسلات الصورة الأصلية نحصل على الصورة المحسنة حيث يبدو منحنى الرسم البياني لها ذا شكل منتظم تتوزع فيه الرماديات بشكل متكافئ كما يوضح الشكل (1).



الشكل (1) تحسين الهستوغرام (أ) الصورة الأصلية (ب) هستوغرام الصورة (ج) الصورة بعد عملية التسوية (د) هستوغرام الصورة بعد تسوية الهستوغرام

3-2- عمليات الهندسة المورفولوجية Morphological Operation

استخدمت العمليات المورفولوجية في مجال معالجة الصورة الرقمية كوسيلة لاستخراج عناصر الصورة لأول مره في عام 1964، وكان لها فائدة كبيرة في تقديم وصف شكل منطقة كاستخلاص الحدود الموجودة في الصور وتمييز الهياكل العظمية في المجالات الطبية، وكذلك تمييز الأجسام المحدبة وغيرها. تعد العمليات المورفولوجية من أهم عمليات المعالجة المسبقة Preprocessing للصور الرقمية، والتي تستخدم بشكل واسع بهدف الحصول على المنطقة ذات الأهمية (ROI) في الصورة، وتعتمد على تطبيق عنصر بنويي أو أقنعة Masks على الصورة الأصلية بهدف تقليص المساحات البيضاء بعملية التآكل

Erosion أو زيادتها بعملية التوسيع Dilation، أضيف إلى ذلك إمكانية دمج العمليتين السابقتين للحصول على عمليات أخرى مثل الفتح Opening والذي يستخدم لفصل منطقتين ملتصقتين، أو الإغلاق Closing لإغلاق الثقوب داخل صورة.

يحدد العنصر البنيوي أو القناع درجة التوسيع أو التآكل (أو غيرها من العمليات)، وهو -حسابياً- عبارة عن مصفوفة من الواحدات والأصفار تطبق على صورة الدخل. وللقناع أشكال وحجوم مختلفة بحيث ترتبط صورة الخرج الناتجة بحجم ونوع القناع المستخدم. يمكن للقناع أن يأخذ أحد الأشكال التالية 'diamond', 'disk', 'line', 'square', 'rectangle' والتي تعبر عن شكل القناع، كما يمكن أن يختلف حجم القناع من 3 إلى 5 إلى 7 وهكذا. تهدف عملية التوسع إلى إجراء عمليات تمدد أو ثخانة للأجسام في الصورة الثنائية وفق شكل القناع وتعطى

$$A \oplus B = \{z | (\widehat{B})_z \cap A \neq \emptyset\} \text{ (EQ - 16)}$$

عملية رياضياً بالعلاقة المبينة بالمعادلة (17):

حيث \emptyset : هي المجموعة الخالية

A: هي الصورة الثنائية الأساسية التي سنجري لها عملية التمدد.

\widehat{B} : هي انعكاس القناع وفق العنصر الأصلي المكون له (مركز القناع).

وكنتيجه فإن صورة الدخل ستتوسع أي سيزداد حجم المساحات البيضاء فيها.

أما عملية التآكل فتعرف على أنها مجموعة مواقع مركز القناع التي يكون فيها القناع محتوي تماماً بالصورة. وتتم عملية التآكل عن طريق نقل القناع وتحريكه ضمن الصورة المراد إجراء عملية التآكل لها وفحص الأماكن التي يكون فيها القناع متضمناً بشكل كلي ضمن نطاق الصورة. تعرف المعادلة (18) عملية التآكل رياضياً:

$$A \oplus B = \{z | (\widehat{B})_z \cap A \neq \emptyset\} \text{ (18)}$$

وكنتيجه فإن صورة الدخل ستتآكل أي سينقص حجم المساحات البيضاء فيها.

3-3 حساب طول وعرض الكف Hand length and Width:

يتم حساب طول وعرض الكف بعد تحويل صورة الكف إلى الصيغة الثنائية (تعتيب الصورة) بعنبة افتراضية 0.5 ثم البحث عن النقاط الحديدية في صورة الكف الناتجة عن التعتيب وهي النقاط التالية:

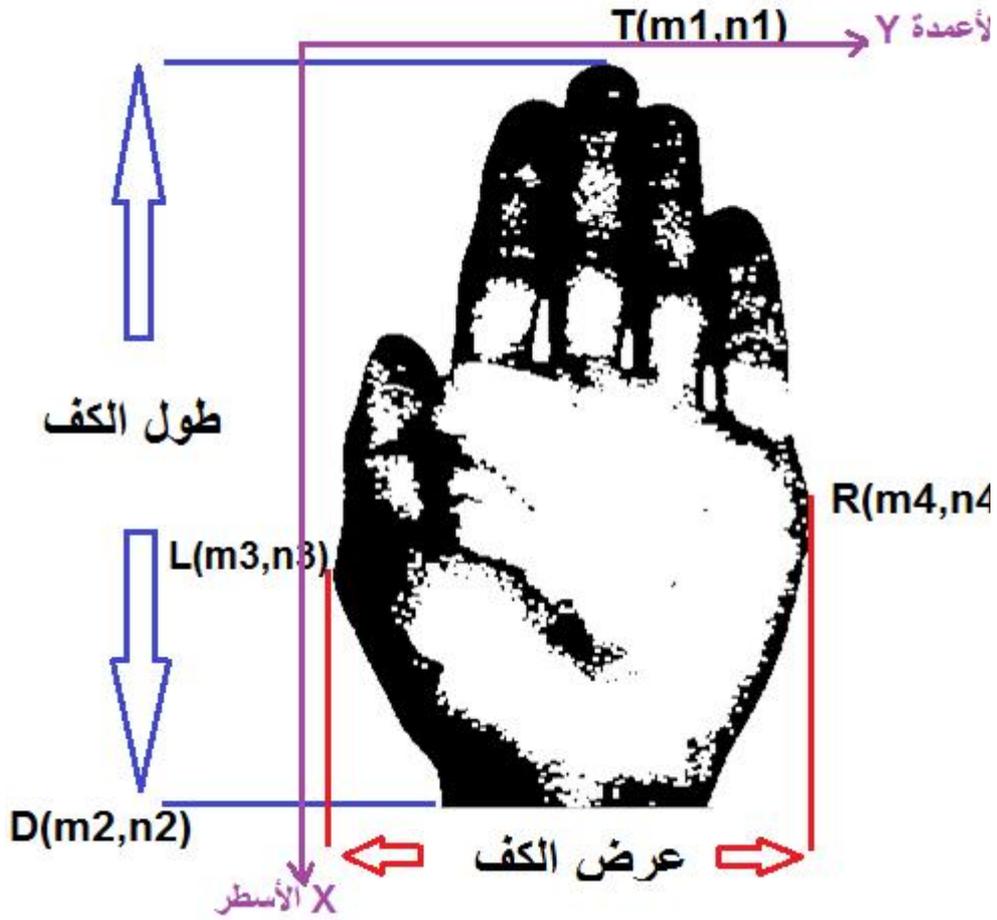
النقطة الأولى: قمة الكف ويتم الحصول عليها من خلال البحث عن أول بكسل ذي قيمة سوداء لدى إنجاز عملية مسح عمودي على الصورة (أي على المحور الأفقي الذي يمثل أسطر مصفوفة الصورة).

النقطة الثانية: أسفل الكف ويتم الحصول عليها بإجراء عملية مسح عمودي للحصول على آخر بكسل ذي قيمة سوداء.

النقطة الثالثة: القمة اليسرى ويتم الحصول عليها بإجراء عملية مسح أفقي للحصول على أول بكسل ذي قيمة سوداء. (هنا تتم عملية المسح على المحور العمودي أي على أعمدة مصفوفة الصورة).

النقطة الرابعة: القمة اليمنى ويتم الحصول عليها بإجراء عملية مسح أفقي للحصول على آخر بكسل ذي قيمة سوداء.

يوضح الشكل (2) عملية المسح للعثور على النقاط الأربعة التي تمثل قمم الكف الأربعة.



الشكل (2) تحديد نقاط الكف الحدية وحساب عرض وطول الكف

بعد الانتهاء من تحديد هذه النقاط يتم استخدام عملية طرح الإحداثيات للحصول على طول وعرض الكف وفق العلاقات التالية:

$$\text{Hand_length} = m_2 - m_1 \quad (19)$$

$$\text{Hand_width} = n_4 - n_3 \quad (20)$$

3-4 مسافة مانهاتن أو L_1 distance:

استخدمت مسافة مانهاتن خلال مرحلة التصنيف وذلك لحساب بعد العينة عن جميع عينات قاعدة البيانات وتحديد المسافة الأقل بينها، تعطى مسافة مانهاتن بين عينتين $a_1 = a_{1,1}, a_{1,2}, \dots, a_{1,k}$ و $a_2 = a_{2,1}, a_{2,2}, \dots, a_{2,k}$ وفق العلاقة التالية:

$$d_2(a_2, a_1) = \sum_{j=1}^k |a_{1,j} - a_{2,j}| \quad (21)$$

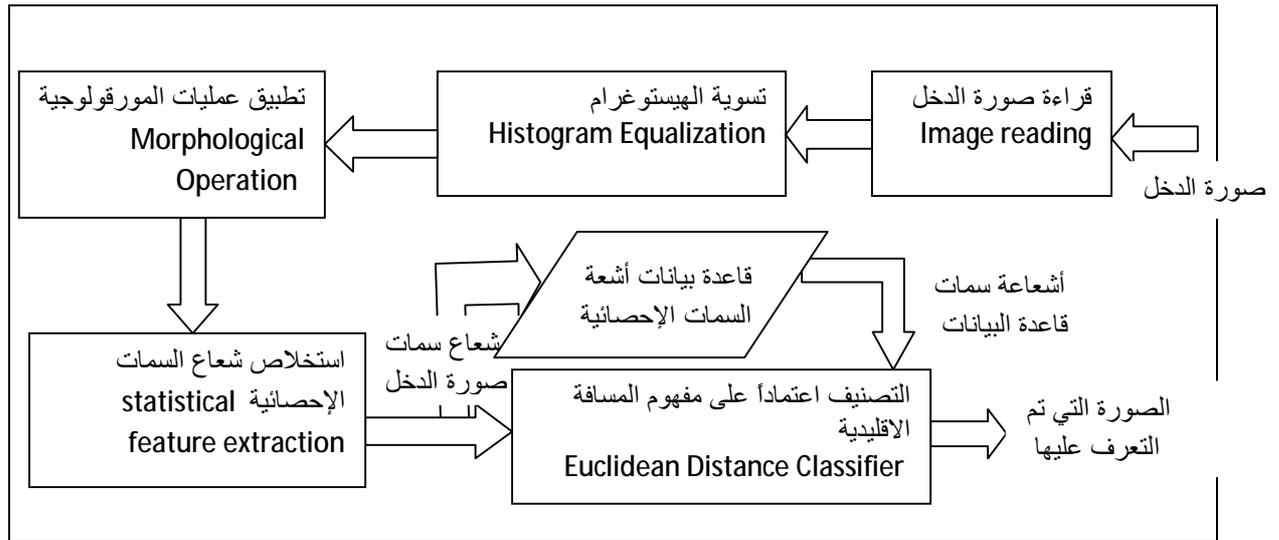
يتم حساب المسافة الإقليدية بين شعاع سمات عينة الاختبار وجميع أشعة سمات قاعدة البيانات لتحديد المسافة الأقل والتي يتم على أساسها اتخاذ قرار تصنيف عينة الاختبار.

النتائج والمناقشة:

تم خلال هذه الدراسة الاستفادة من السمات الإحصائية كوسيلة لاستخلاص سمات بصمة اليد للحصول على شعاع سمات ذي حجم صغير من أجل تقليل الزمن اللازم للتعرف مع الحفاظ على معدل تعرف عالٍ، كما تم لاحقاً استخدام مصنف المسافة الإقليدية خلال مرحلة التعرف.

استخدمت قاعدة بيانات مؤلفة من 180 صورة تعود لـ 20 شخص، وتم الأخذ بعين الاعتبار تغطية أجزاء من اليد بلصاقات طبية أو غياب خطوط من اليد نتيجة الجروح. جرى بعد ذلك استخلاص السمات الإحصائية من هذه الصور حيث تم استخدام المتوسط mean، والوسيط median، والانحراف المطلق عن المتوسط MAD، والانحراف المعياري Std، ومقياس النزعة المركزية Skewness، والمدى الربيعي الداخلي Interquartile range، والمتوسط القطعي Trimmean، وتابع الكثافة الاحتمالي PDF، إضافة لطول الكف Hand Length، وعرض الكف Hand Width كقيم أساسية مكونة لشعاع السمات.

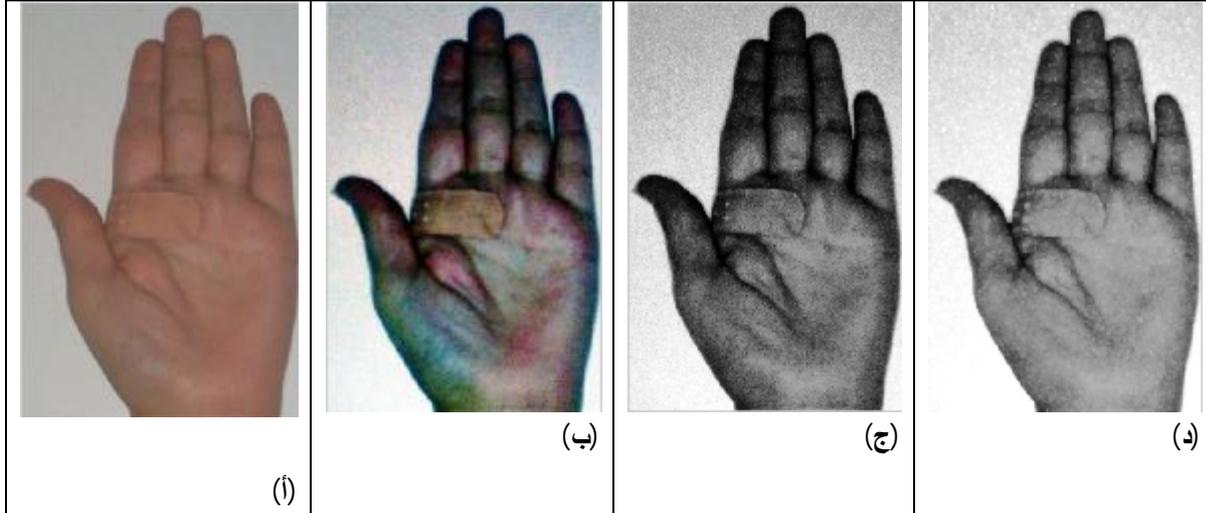
يبين الشكل (3) المخطط الصندوقي لمراحل نظام التعرف على الأشخاص باستخدام بصمة اليد والمكون من مرحلة المعالجة المسبقة والتي تتضمن مرحلتين تسوية الهستوغرام وتطبيق عمليات الهندسة الصورية ومرحلة استخلاص السمات بالاعتماد على المعاملات الإحصائية ومرحلة التعرف بالاعتماد على مصنف المسافة الإقليدية.



الشكل (3) المخطط الصندوقي للنظام المقترح للتعرف على الأشخاص باستخدام بصمة اليد

4-1 مرحلة المعالجة المبدئية

تتضمن هذه المرحلة عمليتي تسوية الهستوغرام و عملية التوسيع باستخدام العمليات المورفولوجية. يبين الشكل (4) نتائج تطبيق مرحلة المعالجة المبدئية، والتي تتضمن صورة الدخل الملونة والصور الناتجة عن مرحلة تسوية الهستوغرام ومرحلة تطبيق عملية التوسيع الصورية على الصورة الرمادية الناتجة عن تحويل الصورة الملونة الناتجة عن تسوية الهستوغرام إلى صورة رمادية.



الشكل (4) مراحل المعالجة المسبقة (أ) صورة الدخل، (ب): الصورة الناتجة عن تسوية الهستوغرام (ج): الصورة الناتجة عن التحويل إلى رماديات (د): الصورة الناتجة عن عملية التوسيع المورفولوجية.
توضح الصورة (4) - (ب) الصورة الرقمية الملونة الناتجة عن عملية تسوية الهستوغرام، في حين تتضمن الصورة (4) - (ج) الصورة الرقمية الناتجة عن تحويل الصورة الملونة إلى التدرج الرمادي.
أما الصورة (4) - (د) فتمثل الصورة الناتجة عن تطبيق عملية التوسيع المورفولوجية المطبقة على الصورة الرمادية السابقة. حيث جرى استخدام قناع se من النوع المربع square وبحجم 11، كونه أعطى النتيجة الأفضل لدى تجريب عدة قيم لنفس القناع حيث تم تجريب القيم 4,5,7,9,11 لحجم القناع وتم التوصل إلى أن القيمة 11 هي الأفضل كونها تعطي نتيجة تحسين أفضل بسبب أن حجم صورة الدخل كبير (1500*900). بنهاية هذه المرحلة سنحصل على الصورة الرقمية المحسنة والجاهزة لمرحلة استخلاص السمات.

2-4 مرحلة استخلاص السمات:

دخل هذه المرحلة هو الصورة الرقمية الناتجة عن مرحلة التحسين، وخرجها هو شعاع السمات المؤلف من السمات التالية:

Mean القيمة المتوسطة

Median الوسيط

Mad الانحراف المطلق عن المتوسط

Trimmean المتوسط القطعي

Std الانحراف المعياري

Skewness النزعة المركزية

Iqr المدى الربيعي الداخلي

pdf تابع الكثافة الاحتمالي

HandLenght، handWidth طول وعرض الكف.

وجميع هذه السمات موضحة حسابياً فيما سبق.

بتطبيق مرحلة استخلاص السمات على الصورة (د) سنحصل على النتيجة التالية:

feature vector = [0.6395 0.6157 0.2156 0.6475 0.2563 -0.21500.43141.5070 1.0800 1.4234].

وهي تمثل قيم السمات الإحصائية لصورة واحدة، يتم إنجاز هذه العملية على كافة صور قاعدة البيانات للحصول على أشعة السمات كافة.

3-4 مرحلة التصنيف:

دخل هذه المرحلة هو أشعة السمات لصور اليد المستخدمة كقاعدة بيانات feature vectors، وشعاع السمات لصورة اليد المستخدمة لاختبار النظام test sample feature.

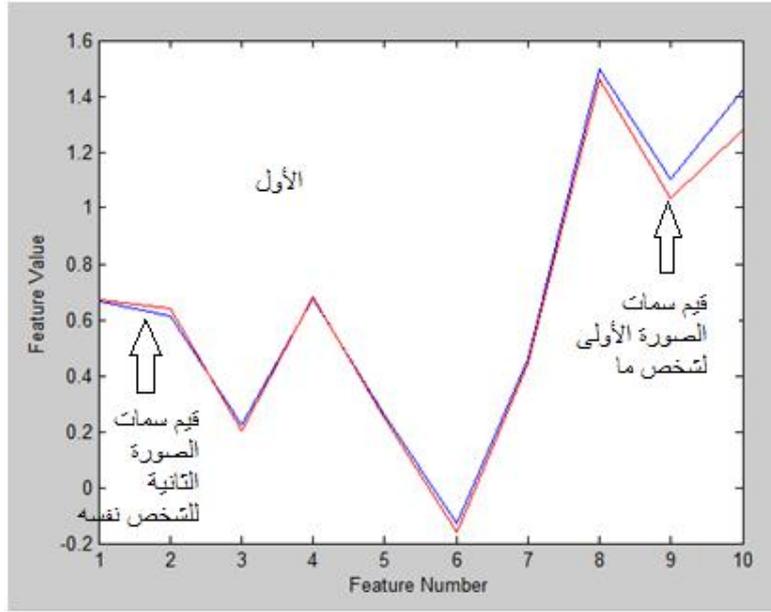
من أجل إنجاز عملية التصنيف تتم حساب المسافة بين شعاع سمات عينة الاختبار وبقية أشعة سمات عينات قاعدة البيانات، ثم يتم حساب القيمة المتوسطة لمصفوفة الفرق الناتجة، وتكون بذلك أصغر قيمة من بين القيم المتوسطة الناتجة هي المسافة الأصغر المطلوبة. تم استخدام العلاقة (19) من أجل حساب المسافة.

يوضح الجدول (1) قيم شعاع السمات (المكون من عشر سمات) لصور مختلفة حيث تظهر قيم السمات متقاربة بالنسبة للصور التي تعود لنفس الشخص بينما تتباين هذه القيم في حال اختلاف الشخص. حيث أن السطر الأول والثاني يعبر عن السمات المستخلصة من صورتين مختلفتين للشخص نفسه وكذلك السطر الرابع والخامس. في حين تعبر الأسطر الباقية عن سمات مستخلصة لصور أيدي لأشخاص مختلفين

جدول (1) قيم شعاع السمات لعشر صور مختلفة من قاعدة البيانات

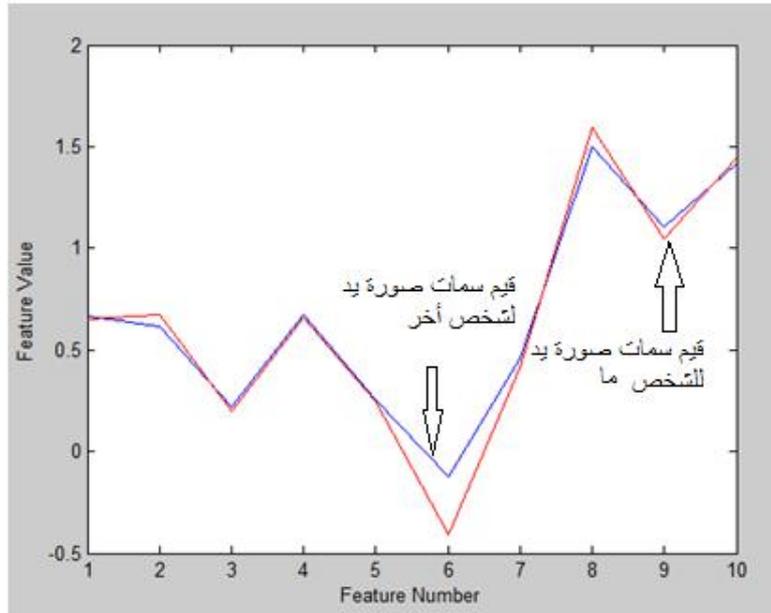
Mean	Median	Mad	Trim mean	Std	Skewness	iqr	Hand Lenght	Hand Width	Pdf	السمة / صورة اليد
0.6429	0.6667	0.2144	0.6527	0.2568	-0.3036	0.4588	1.5680	1.0578	1.4561	1
0.6516	0.6706	0.2010	0.6621	0.2486	-0.4075	0.4157	1.5960	1.0467	1.4471	2
0.6675	0.6353	0.2146	0.6778	0.2584	-0.2043	0.4588	1.7370	1.1711	1.7447	8
0.6517	0.6275	0.2140	0.6620	0.2609	-0.2613	0.4353	1.7620	1.1556	1.7724	11
0.6579	0.6706	0.1973	0.6689	0.2505	-0.3782	0.4078	1.7400	1.0811	1.6337	12
0.6677	0.6627	0.1918	0.6777	0.2407	-0.2566	0.4157	1.5150	0.8878	1.1669	16
0.6678	0.6784	0.1857	0.6785	0.2364	-0.4245	0.3765	1.5560	0.9789	1.3151	19
0.6745	0.6706	0.1845	0.6857	0.2369	-0.3825	0.3922	1.5740	0.9744	1.3308	22
0.6687	0.6392	0.2033	0.6790	0.2484	-0.1602	0.4431	1.4580	1.0344	1.2804	32
0.6644	0.6118	0.2226	0.6743	0.2581	-0.1269	0.4627	1.4970	1.1033	1.4214	34

نلاحظ أن قيم شعاع السمات للصور التي تعود للشخص نفسه تتشابه أو تكاد تتطابق، كما يظهر في الشكل (4). يعبر كل منحنى من المنحنيين الظاهرين في الشكل (5) عن قيم السمات لصورتي يد مختلفتين تعودان للشخص نفسه.



الشكل (5) قيم السمات لصورتين تعودان للشخص نفسه.

من جهة أخرى، يوضح الشكل (6) أن قيم السمات تختلف باختلاف الشخص و يعبر كل منحنى من المنحنيين الظاهرين في الشكل (6) عن قيم السمات لصورتين تعودان لشخصين مختلفين. حيث تظهر قيمة السمتين السادسة والثامنة مختلفتين بشكل واضح بين صورتين تعودان لشخصين مختلفين. يعتبر هذا الاختلاف الأساس في المقارنة التي ستم لاحقاً لتحديد انتماء صورة الاختبار إلى إحدى صور قاعدة البيانات أو عدم انتمائها.



الشكل (6) قيم السمات لصورتين تعودان لشخصين مختلفين

بعد أن أصبح شعاع السمات جاهزاً تم الاستعانة بمصنف المسافة الإقليدية لاختبار أداء النظام المقترح. حيث تم بناء واختبار النظام على 180 صورة تتضمن حالات مختلفة مثل تغطية اليد جزئياً باللصاقات الطبية أو وجود الجروح أو التشوهات، وقد أثبتت النتائج أن النظام تمكن من التعرف على 172 صورة من أصل 180 صورة أي بمعدل تعرف 95.55%. يوضح الشكل (7) نماذج من الصور التي نجح النظام في التعرف عليها بشكل صحيح. بما أن مرحلة استخلاص السمات هي الأساس في بناء نظم التعرف، فقد جرى بناء نظام التعرف على الأشخاص باستخدام بصمة اليد المقترح تبعاً لعدة طرق. تضمنت كل طريقة منها استخلاص شعاع سمات مختلف عن الآخر حيث يزيد أو ينقص كل شعاع سمات بصمة واحدة على الأقل عن الأشعة الأخرى، وبذلك شكلت كلاً منها نظام تعرف مختلف حيث تم الحصول على النتائج الموضحة في الجدول (2).



الشكل (7) نماذج من الصور التي تم التعرف عليها بشكل صحيح: (أ): صور الاختبار، (ب): صور استجابة النظام

جدول (2) أداء النظام باختلاف شعاع السمات

معدل التعرف %	زمن مرحلة استخلاص السمات بالدقائق	نوع السمات المختارة									
		Hand width	Hand length	Pdf	Iqr	Skew	Std	Trim Mean	Mad	Median	Mean
60	2.5180	x	x			x	x		x		x
62.7	29.78	x	x	x		x	x		x		x
66.67	2.9206	x	x	x		x	x		x		x
97.7	4.7271	x	x	x	x	x	x	x	x	x	x
88.33	4.2091	x	x	x	x	x	x		x	x	x

من جهة أخرى تعتبر صور قاعدة البيانات ذات تأثير كبير على أداء نظم التعرف، حيث تتسبب الصور ذات الإضاءة السيئة أو الصور التي تحتوي على درجة من التندني، والتي تلتقط بطريقة سيئة أو ضمن ظروف سيئة في تراجع أداء النظام. كذلك تعتبر الصور التي تحتوي اللصاقات الطبية في صور بصمة اليد سبباً في تأثر أداء نظام التعرف.

تمت مقارنة أداء النظام بوجود اللصاقات الطبية وبغيابها حيث تم اختبار النظام على 180 صورة مكونة من 160 صورة بدون جروح أو لصاقات و 20 صورة ذات مستوى تدني كبير نسبياً بسبب وجود اللصاقات أو الجروح. وتم التعرف على 158 صورة غير متدنية من أصل 160 صورة و 14 صورة متدنية من أصل 20 صورة، مما يدل على أن النظام حقق نسبة تعرف 99% في حال استبعاد الصور المتدنية، و 95.55% في حال اختبار النظام على قاعدة بيانات تتضمن صور متدنية وغير متدنية.

يبين الشكل (8) الصور التي فشلت في الاختبار وكان السبب مستوى التدني الذي تعاني منه.



الشكل (8) الصور التي فشلت في عملية التعرف (أ): الصورة الأصلية، (ب): الصورة التي تم التعرف عليها

حيث يبين الشكل (8) تغطية أجزاء من اليد باللصاقات الطبية أو وجود الجروح، كما أن تشابه شكل اليد بين بعض الصور قد يكون له دور في هذه النتيجة.

الاستنتاجات والتوصيات:

يقدم البحث نظاماً مقترحاً للتعرف على الأشخاص من خلال الصور الرقمية لبصمة اليد. يعتمد النظام على استخدام المعاملات الإحصائية وطول وعرض اليد كأساس في استخلاص سمات بصمة اليد. تم التوصل إلى أن استخدام السمات الإحصائية إضافة إلى فعاليته في استخلاص سمات فريدة ومميزة لبصمة اليد، فإنه يسرع من أداء النظام خصوصاً خلال مرحلة استخلاص السمات حيث لا تستغرق عملية استخلاص السمات أكثر من 4.7 دقائق لاستخلاص شعاع سمات مكون من 10 سمات لقاعدة بيانات مؤلفة من 180 صورة. في حين لاتستغرق مرحلة التعرف أكثر من 3 ثواني.

المراجع:

- [1] A.K. Jain, A. Ross, S. Pankanti, A prototype hand geometry based verification system, Proceedings of Second International Conference on Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication (1999) 166–171.
- [2] A.K. Jain, N. Duta, Deformable matching of hand shapes for verification. Proceedings of International Conference on Image Processing, Kobe, Japan, 1999, pp. 857–861.
- [3] B.Mathivanan, Dr.V.Palanisamy, Dr.S.Selvarajan, ‘ Multi Dimensional Hand Geometry Based Biometric Verification and Recognition System’, International Journal of Emerging Technology and Advanced Engineering, 2012, 348-354.
- [4] C.C. Han, H.L. Cheng, C.L. Lin, K.C. Fan, Personal authentication using palm print features, Pattern Recognition 36 (2003) 371–381.
- [5] D. Zhang, W.K. Kong, J. You, M. Wong, Biometrics—online palmprint identification, IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 25 (2003) 1041–1050.
- [6] Erdem Yo`ru`k, Helin Dutag`aci, Bu`lent Sankur, “*Hand biometrics*”, Image and Vision Computing 24, (2006), pp: 483–497.
- [7] Jain, A.K., N. Duta, 1999. Deformable matching of hand shapes for verification. Michigan State University. http://www.cse.msu.edu/biometrics/Publications/HandGeometry/JainDuta_DeformHandShape_ICIP99.pdf
- [8] J. You, W. Li, D. Zhang, Hierarchical palmprint identification via multiple feature extraction, Pattern Recognition 35 (2002) 847–859.
- [9] Kanhangad, V., A. Kumar and D. Zhang, 2011. A unified framework for contactless hand verification. IEEE Trans. Inform. Forensics Secu., 6: 1014-1027. DOI: 10.1109/TIFS.2011.2121062 Lay, Y.L., 2000. Hand shape recognition. Opt. Laser Technol., 32: 1-5.
- [10] Kumar, A., D.C.M. Wong, H.C. Shen and A.K. Jain, 2003. Personal verification using palm print and hand geometry biometric. Proceedings of the 4th International Conference on Audio- and Video-Based Biometric Person Authentication, Springer-Verlag Berlin, Heidelberg, U.K., pp: 668-675. <http://dl.acm.org/citation.cfm?id=1762309>
- [11] N. Duta, Anil.K. Jain, K.V. Mardia, Matching of palmprints, Pattern Recognition Letters 23 (2002) 447–485.
- [12] O` den, Erc`il, B. Bu`ke, Combining implicit polynomials and geometric features for hand recognition, Pattern Recognition Letters 24(2003) 2145–2152.
- [13] Sanchez-Reillo, R., C. Sanchez-Avila and A. Gonzalez-Macros, 2000. Biometric identification through hand geometry measurements. IEEE Trans. Patt. Anal. Machine Intel., 22: 1168-1171. DOI: 10.1109/34.879796
- [14] Woodard, D.L and P.J. Flynn, 2005. Finger surface as a biometric identifier. Comput. Vision Image Understanding, 100: 357-384. DOI: 10.1016/j.cviu.2005.06.003
- [15] Y. Bulatov, S. Jambawalikar, P. Kumar, S. Sethia, Hand recognition using geometric classifiers, in: Proceedings of the First International Conference on Biometric Authentication (ICBA), Hong Kong, China, 2004.
- [16] Zheng, G., C.J. Wang and T.E. Boulton, 2007. Application of projective invariants in hand geometry biometrics. IEEE Trans. Inform. Forensics Secu., 2: 758-768. DOI: 10.1109/TIFS.2007.908239
- [17] Mitchell, T., “Machine Learning”, McGraw-Hill, 1997.