



## A comparative Study for Designing an Efficient Intelligence System for the Process of Discrimination

**Iman S. Mohammed**

Computer Science Department  
College of Computer Science and  
Mathematics  
University of Mosul, Iraq  
[ImanSubhi@uomosul.edu.iq](mailto:ImanSubhi@uomosul.edu.iq)  
DOI: [10.33899/edusj.1970.163336](https://doi.org/10.33899/edusj.1970.163336)

**Shatha A. Mohammed**

Software Engineering Department  
College of Computer Science and  
Mathematics  
University of Mosul, Iraq  
[ShathaAbdullah@uomosul.edu.iq](mailto:ShathaAbdullah@uomosul.edu.iq)

**Received**  
**07 / 10 / 2018**

**Accepted**  
**03 / 12 / 2018**

### ABSTRACT

Face recognition is one of the most important biometrics techniques used to identify people. The research aims to build an efficient system by devising a new method of discrimination that includes advanced image processing techniques and intelligent techniques.

This work has been implemented in several stages, the first of which is the arrangement of the database, Followed by pre-processing based on the integration of Gabor and DCT conversion. And then adopt two methods in extracting statistical features, the first dependent first-class statistics, the second dependent second-class statistics of the GLCM matrix and then draw the important features of them.

In the phase of discrimination, two types of artificial neural networks were used after their construction in the 2016 MATLAB environment, BPNN and Elman. Finally, the efficiency of the methods used and the identification of the best were compared.

**Key words:** Face Recognition, Gabor filters, Discrete Cosine Transform (DCT), BPNN, Elman NN, statistical features SF.

## دراسة مقارنة لتصميم نظام ذكائي كفوء لعملية التمييز

شذى عبدالله محمد  
قسم هندسة البرمجيات  
كلية علوم الحاسوب والرياضيات  
العراق/ جامعة الموصل

[ShathaAbdullah@uomosul.edu.iq](mailto:ShathaAbdullah@uomosul.edu.iq)  
DOI: [10.33899/edusj.1970.163336](https://doi.org/10.33899/edusj.1970.163336)

ايمان صبحي محمد  
قسم علوم الحاسوب  
كلية علوم الحاسوب والرياضيات  
العراق/ جامعة الموصل

[ImanSubhi@uomosul.edu.iq](mailto:ImanSubhi@uomosul.edu.iq)

القبول

2018 / 12 / 03

الاستلام

2018 / 10 / 07

### الخلاصة

يُعد تمييز الوجوه من أهم تقنيات المقاييس الحيوية المستعملة في التعرف على الأشخاص. يهدف البحث الى بناء نظام كفوء من خلال ابتكار أسلوب جديد في التمييز يضم تقنيات معالجة الصور المتقدمة والتقنيات الذكائية.

تم تطبيق العمل بعدة مراحل متسلسلة، أولها ترتيب قاعدة البيانات، تليها عملية المعالجة الأولية المعتمدة على الدمج بين مرشحات جابور وتحويل الجيب تمام المتقطع (DCT). ومن ثم اعتماد طريقتين في استخلاص الميزات الإحصائية، الأولى تعتمد احصائيات الدرجة الأولى، الثانية تعتمد احصائيات الدرجة الثانية لمصفوفة GLCM ومن ثم استخلاص الميزات المهمة منها.

في مرحلة التمييز تم استعمال نوعين من الشبكات العصبية الاصطناعية حيث تم بناءهما في بيئة ماتلاب 2016 وهما BPNN و Elman. واخيراً تم مقارنة كفاءة الطرائق المستعملة وتحديد الأفضل.

الكلمات المفتاحية: تمييز الوجوه، مرشحات جابور، تحويل الجيب تمام المتقطع، الشبكة العصبية ذات التغذية العكسية، الشبكة العصبية ايلمان، الصفات الاحصائية.

### 1- مقدمة

تعددت وسائل واساليب تمييز المقاييس الحيوية، لكن المنتشر على نطاق واسع هي بصمات الأصابع، وقزحية العين، والوجه والصوت ولها العديد من التطبيقات كتمييز الأنماط وتحليل الصور، وقد زادت أهمية تقنية تمييز الوجوه بشكل كبير بسبب استعماله الواسع في التطبيقات التجارية و التطبيقات القانونية في تحديد الهوية في الطب الشرعي ، والتحكم في الوصول (التوثق من الاشخاص المخولين للوصول الى معلومات وبيانات معينة)، ومراقبة الحدود، والمراقبة بالفيديو، والخدمات المصرفية الإلكترونية الآمنة، وبطاقات الائتمان وغيرها من التطبيقات [1][2][3][4].

هنالك مقاييس حيوية مختلفة يمكن أن تستعمل لغرض تمييز الأشخاص مثل بصمة الإصبع وبصمة الكف وهندسة اليد والقزحية والوجه والصوت والمشى والتوقيع ... الخ. ولكن المشكلة الموجودة عند استعمال بصمة الإصبع و القزحية و بصمة الكف و الصوت و المشى في التمييز انه في هذه الطرائق نحتاج إلى تعاون نشط من الشخص المطلوب تمييزه، بينما تمييز الوجه هي طريقة لا تحتاج إلى تعاون نشط من الشخص إذ يمكن تمييز الشخص من خلال مقطع فيديو مسجلون دون اعلامه. هنالك نوعان من أنظمة تمييز الوجه:-

- 1- نظام التحقق verification system (مطابقة واحد الى واحد).
- 2- نظام تحديد الهوية identification system (مطابقة واحد الى عدة).

وان طرائق تمييز الوجوه تقسم إلى ثلاثة أنواع:-

- 1- الطرائق الشمولية (HM) Holistic Methods.
- 2- الطرائق المعتمدة على السمات (FBM) Feature Based Methods.
- 3- طرائق هجينة (HM) Hybrid Method.

اذ قام كل من الباحثان Taqdir و RenuDhir عام (2017) باقتراح طريقة هجينة لتمييز الوجه, كما قام Essam H. Mageed مع مجموعة باحثين عام (2017) باقتراح نظام لتمييز الوجه، و مسبقاً قدم الباحث Nawaf H. Barnouti مع مجموعة باحثين عام (2016) باقتراح نظام لكشف و تمييز الوجه.

## 2- الخوارزميات المستعملة

تم استعمال اساليب مختلفة في معالجة الصور لتبسيطها واستخلاص الصفات الجيدة منها فضلاً عن استعمال الشبكات العصبية في التمييز. وفيما يلي تفصيل للمرشحات التي تم تطبيقها على الصور، والصفات المستخلصة، وكذلك الشبكات العصبية المعتمدة كأساس في عملية التمييز والتي تم تطبيقها في البحث.

## 2-1 الصفات الاحصائية (SF) Statistical Features

وتعد المقاييس الاحصائية (SF) من الادوات الفعالة والتي تستعمل بشكل واسع في مجال المعالجة الصورية، فمنها ما يستعمل لقياس كثافة المستوى الرمادي لقيم النقاط الضوئية الفردية مع تجاهل التفاعل المكاني بين نقاط الصورة، وتمثل احصاءات الدرجة الاولى، ومنها ما يستعمل لقياس كثافة المستوى الرمادي للتعبية المكانية والتي تمثل احصاءات الدرجة الثانية [5][6][7][8][9][10].

### احصاءات الدرجة الاولى (SF1)

$$\mu_{mn} = \frac{1}{m * n} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} t(x, y) \quad (1) \text{ المعدل:}$$

$$\sigma_{mn} = \left( \frac{1}{m * n} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} (t(x, y) - \mu_{mn})^2 \right)^{1/2} \quad (2) \text{ الانحراف المعياري:}$$

$M$  و  $N$ : أبعاد الصورة  $t(x, y)$  تعرف كل نقطة في الصورة.

$$skewness = \frac{1}{N} \left( \frac{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^3}{\sigma^3} \right) \quad (3) \text{ الميل}$$

### احصاءات الدرجة الثانية (SF2)

$$Energy = \sum_i \sum_j p_d^2(i, j) \quad (1) \text{ الطاقة}$$

$$Contrast = \sum_i \sum_j (i - j)^2 p(i, j) \quad (2) \text{ التباين}$$

$$Correlation = \frac{\sum_i \sum_j (i - \mu_x)(j - \mu_y) p(i, j)}{\sigma_x \sigma_y} \quad (3) \text{ الارتباط}$$

$$AngularSecondMoment = \sum_i \sum_j \frac{p(i, j)}{1 + i - j} \quad (4) \text{ زاوية العزم الثاني}$$

### 2-2 مرشح جابور (Gabor Filter)

يعرف مرشح Gabor على أنه " مجموعة من الموجات، مع كل موجة تلتقط الطاقة بتردد معين واتجاه معين، فلقد اقترح الباحثون تطبيق (GF) وذلك لمحاكاته لقدرات العقول البشرية في عملية التعرف، إذ اندوال Gabor تشابه شبكية العين في تحلل الصور إلى العديد من الصور النقية filtered images، وكل منها يتضمن كثافات متفاوتة على نطاق ضيق من الترددات والاتجاهات، ويكون (GF) ذا البعدين في المجال المكاني بشكل (Gaussian Kernal Function) مضمن بواسطة الموجة الجيبية، وقد استعمل هذا المرشح في العديد من تطبيقات تحليل الصور ومنها تمييز الوجوه، واسترجاع الصور، كذلك يمكن أن يصف المعلومات في الترددات الواطنة والمتوسطة بشكل جيد، وايضاً يستعمل في المجالين الترددي والمكاني لذا يكون هذا المرشح مجالا مرنا؛ لامتلاكه صفة التعدد في الاتجاهات والقياس؛ لذلك يمكن استعمال صفة التعدد في مرحلة استخلاص الصفات من الصور [11][12][13][14][15].

إن معاملات (GF) تتضمن أجزاء حقيقية وأجزاء خيالية والتي يمكن صياغتها باستعمال Complex function، أو قد يستعمل كل جزء على حدة بشكل منفصل كما في المعادلات التالية:

Complex:

$$g(x, y; \lambda, \theta, \Psi, \sigma, \gamma) = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \exp\left(i\left(2\pi \frac{x'}{\lambda} + \psi\right)\right) = g_R + i g_I \quad \dots(1)$$

Real:

$$g_R(x, y; \lambda, \theta, \Psi, \sigma, \gamma) = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \cos\left(2\pi \frac{x'}{\lambda} + \psi\right) \quad \dots(2)$$

Imaginary:

$$g_I(x, y; \lambda, \theta, \Psi, \sigma, \gamma) = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \sin\left(2\pi \frac{x'}{\lambda} + \psi\right) \quad \dots(3)$$

حيث إن:  $(x' = x \cos \theta + y \sin \theta \quad y' = -x \sin \theta + y \cos \theta)$

$\lambda$ : تمثل الطول الموجي لعامل الجيبية.

$\theta$ : اتجاه الأشرطة الطبيعية المتوازية لدالة Gabor،

$\Psi$ : الإزاحة في كل مرحلة.

$\sigma$ : هي الانحراف المعياري.  $\gamma$ : نسبة الجانب المكاني.

### 3-2 طريقة الجيب تمام المتقطع (DCT) Discrete Cosine Transform

ان تحويل الجيب تمام المتقطع هو تحول خطي يرتبط ارتباطاً وثيقاً بتحويل فورييه المتقطع Transform Discrete Fourier (DFT), إذ التحويل بحصر طاقة الصورة بعدد قليل من معاملات التحويل, لذا تتميز مصفوفة التحويل بأنها تمتلك القيمة الأعظم في الزاوية العليا اليسرى وهي المعاملات المهمة وتدعى Amplitude-Coefficients (AC) ، وتقل قيم المعاملات باتجاه اليمين أو الأسفل(المعاملات المهمة) Discrete-Coefficients (DC). والمعادلة (4) ادناه توضح تحويل الجيب تمام المتقطع ثنائي الأبعاد 2-Dimension-Discrete Cosine Transform (2D-DCT) لصورتين الإدخال والإخراج A و B على التوالي, وإن  $M$  و  $N$  تمثل أبعاد الصورة [16][17].

$$B(m, n) = u(m)u(n)2 / N \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} A(i, j) (\cos(2i+1)m\pi / 2M)) (\cos(2j+1)n\pi / 2N)) \dots (4)$$

$$m = 0, 1, 2, \dots, M-1$$

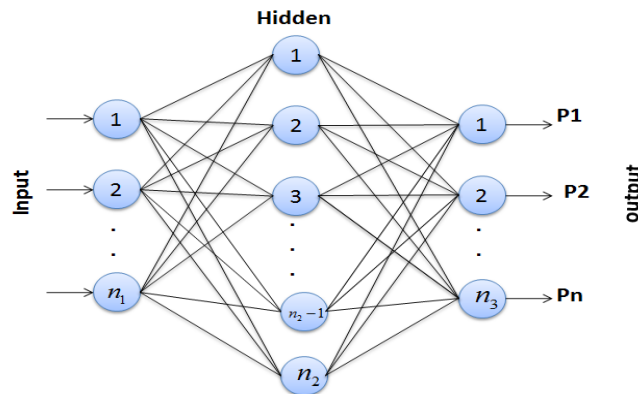
$$n = 0, 1, 2, \dots, N-1$$

$$u(m) = u(n) = 1/\sqrt{2} \dots m, n = 0$$

$$u(m) = u(n) = 1 \dots m, n \neq 0$$

### 4-2 الشبكات العصبية الاصطناعية (ANN) Artificial Neural Networks

وتعد الشبكات العصبية الاصطناعية من تقنيات الذكاء الاصطناعي, متمثلة بنموذج رياضي يحاكي الشبكات العصبية البيولوجية, حيث أن عدد عقد الإدخال تكون بعدد الصفات المستخلصة من الصورة، أما عدد عقد الإخراج فتمثل عدد الأصناف المطلوب تمييزها بالشبكات العصبية المستعملة [18], والشكل (1) يوضح الهيكل العام للشبكات العصبية، في حين يختلف عدد العقد في الطبقات المخفية من شبكة إلى أخرى حسب حاجة كل شبكة [19].



شكل(1) الهيكل العام للشبكة العصبية

اذ إن :

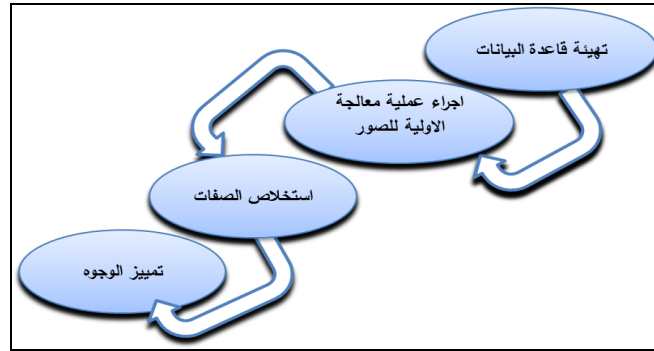
n1 : تمثل عدد خلايا الإدخال.

n2 : تمثل عدد خلايا الطبقة المخفية.

n3 : تمثل عدد خلايا الإخراج.

3- تصميم نظام التمييز الذكائي

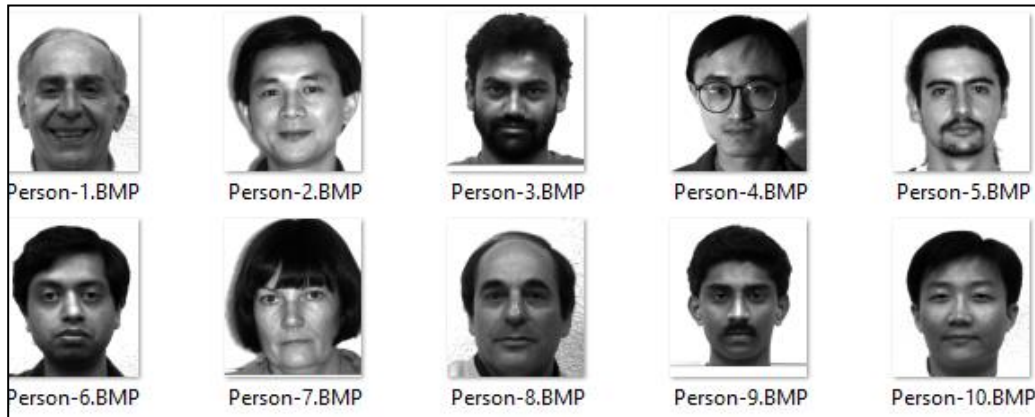
في هذا البحث تم تصميم النظام لتمييز الوجوه، ولأن كل نظام تمييز بشكل عام يتكون من خطوات أساسية تم استعمالها في هذا البحث وكما موضحة بالشكل(2).



الشكل(2) المخطط العام للبحث

### 1-3 قاعدة البيانات

تم استعمال قاعدة بيانات مؤلفة من 270 صورة لعشرة أشخاص تمثل أصناف التمييز بالشبكة العصبية لاحقا, حيث كان لكل شخص (27) صورة مختلفة وبحالات متعددة, قسمت الى 220 صورة للتدريب بنسبة 22 صورة لكل شخص و50 صورة للاختبار بنسبة 5 صور لكل شخص, والشكل(3) يوضح عينات من الأصناف العشرة من قاعدة البيانات.



الشكل (3) مجموعة قاعدة البيانات

### 2-3 المعالجة الأولية للصور

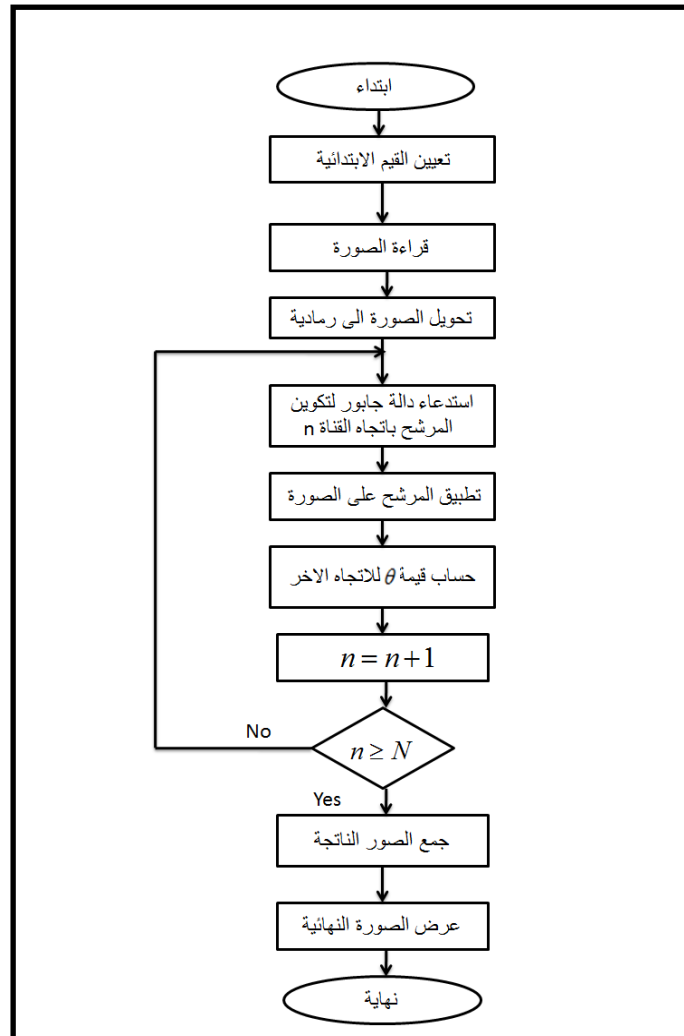
تتضمن هذه المرحلة إجراء عملية معالجة أولية للصور بتطبيق المرشحات على صور قاعدة البيانات, وهذه المرشحات هي:

أولاً: مرشحات جابور (GF) Gabor Filters

ثانياً: تحويل الجيب تمام المتقطع (Discrete Cosine Transform (DCT) .

كما تتضمن هذه المرحلة خطوات معالجة الصور الرقمية والمطبقة على الصورة الداخلة إلى النظام لإجراء المعالجة الأولية وتتضمن الخطوات الآتية:

1. قراءة الصور .
  2. تحويلها إلى صور رمادية (في حال كونها ملونه).
  3. إخضاع الصورة لمرشحات Gabor المتعددة؛ لتحويل الصورة من الحيز المكاني إلى الحيز الترددي.
  4. تطبيق تحويل الجيب تمام المتقطع (Discrete Cosine Transform (DCT)؛ لغرض حصر المعاملات التي تحتوي على طاقة عالية في الزاوية اليسرى العليا من الصورة.
- ويوضح المخطط الانسيابي في الشكل (4) تسلسل خطوات تطبيق مرشحات Gabor (GF) على الصورة.



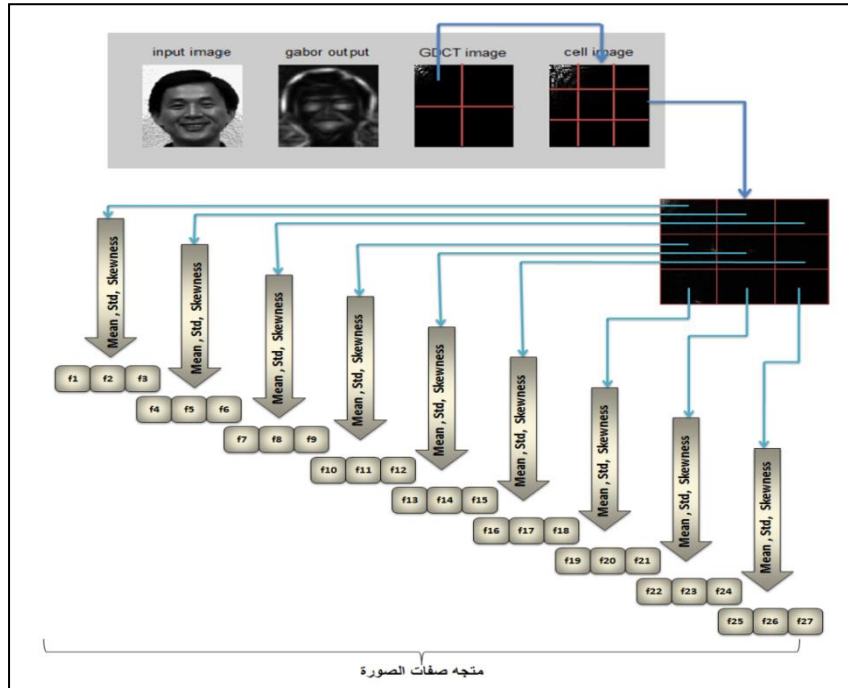
شكل (4) المخطط الانسيابي لخطوات تطبيق مرشحات Gabor

### 3-3 استخلاص الصفات (FE) Features Extraction

تتضمن هذه المرحلة إجراء عملية استخلاص السمات (FE) للصور التي تم معالجتها في الخطوة السابقة، وتتضمن هذه العملية اعتماد أسلوبين مختلفين، وكما موضح بالفقرتين التاليتين:

#### 1-3-3 الاسلوب الاول

استخلاص الصفات الإحصائية من الدرجة الأولى (SF1)، حيث يتم تقطيع الصورة الناتجة من عملية المعالجة الأولية من (2-3) الى (4) مقاطع متساوية، واخذ الجزء الاعلى من الجانب الايسر للصورة والذي يضمن التركيز على معاملات الطاقة العالية واعتماده كصورة جديدة باستعمال تحويل (DCT). ويتم بعدها تقطيع الصورة الجديدة الى (9) مقاطع، وذلك للتركيز على كل معاملات اجزاء الصورة بالتساوي، ولكل مقطع من المقاطع التسع تم أخذ المعدل (Mean) لترددات نقاط المقطع، والانحراف المعياري (Standard deviation)، والعزم الثالث "الميل" (Skewness) ليصبح مجموع الصفات الكلي 27 صفة لكل صورة، والشكل (5) يوضح مخطط التقطيع واستخلاص الصفات.



شكل (5) مخطط التقطيع واستخلاص الصفات الاحصائية SF1

والشكل (6) يوضح عينات من صور قاعدة البيانات وقد اجريت عليها المعالجة الأولية والاسلوب الاول في التقطيع واستخلاص الصفات.

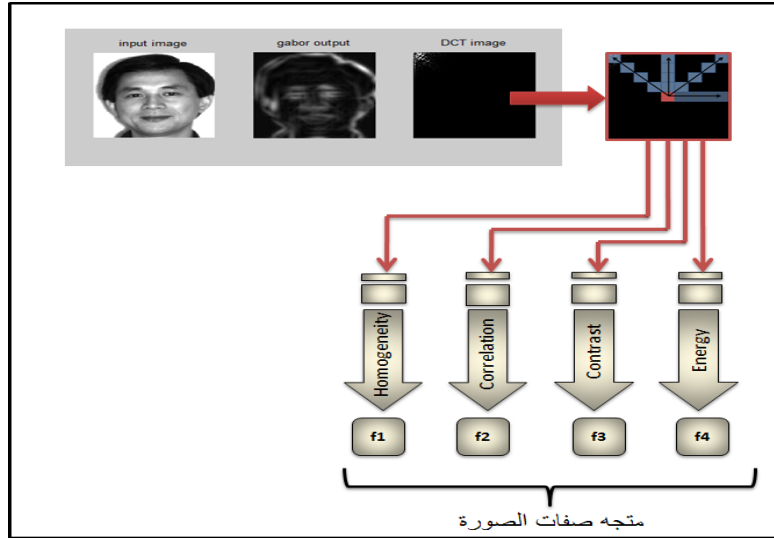




شكل (6) المعالجة الأولية والتقطيع بالأسلوب الاول لعينات من صور الاشخاص

### 2-3-3-3 الاسلوب الثاني

ويتضمن هذا الاسلوب اعتماد الصور الناتجة من عملية المعالجة الأولية, لاستخلاص الصفات الإحصائية من الدرجة الثانية (SF2) مباشرة وبدون إجراء أية عملية تقطيع, حيث يتم حساب مصفوفة التبعية المكانية في تواجد المستوى الرمادي (GLCM) Gray-Level Co-occurrence Matrix التي تعطي معلومات عن التردد النسبي لمواقع أزواج القيم الرمادية المتجاورة بمسافة تمثل عدد من نقاط الصورة وبقيمة زاوية  $\theta$ , ثم يتم استخلاص أربع صفات مهمة هي الطاقة, التباين, الارتباط, والتجانس. والشكل (7) يبين خطوات هذا الأسلوب.



شكل (7) مخطط استخلاص الصفات الاحصائية FE2

والشكل (8) يوضح عينات من صور قاعدة البيانات التي أُجريت عليها المعالجة الأولية والأسلوب الثاني في استخلاص الصفات.



شكل (8) المعالجة الأولية بالأسلوب الثاني لعينات من صور الأشخاص

### 3-4 تصميم الشبكة العصبية الاصطناعية وتدريبها

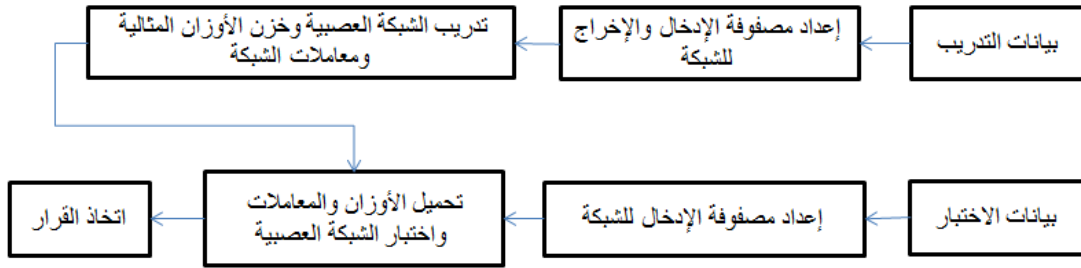
تم استعمال كل من شبكة الانتشار العكسي متعددة الطبقات وشبكة ايمن العصبية [1][17][19] ، اذ تم تكوين شبكة عصبية لكل طريقة من طرائق استخلاص الصفات المقترحة؛ وذلك للحصول على أفضل النتائج الممكنة لكل طريقة، ويمكن تلخيص الخوارزمية التي تم إتباعها في تدريب كل شبكة بالخطوات الآتية:  
الخطوة الأولى: تخصيص جزء من ملفات قاعدة البيانات التي تم تكوينها مسبقاً للتدريب وجزء آخر للاختبار.  
الخطوة الثانية: تكرار عملية استخلاص الصفات لجميع الصور المخصصة للتدريب وخرن متجهات الصفات في مصفوفة الإدخال (p).

الخطوة الثالثة: تكوين مصفوفة الهدف (T).

الخطوة الرابعة: تحديد العوامل المؤثرة في كفاءة تدريب الشبكة العصبية.

الخطوة الخامسة: تدريب الشبكة العصبية باستعمال أزواج التدريب (P, T).

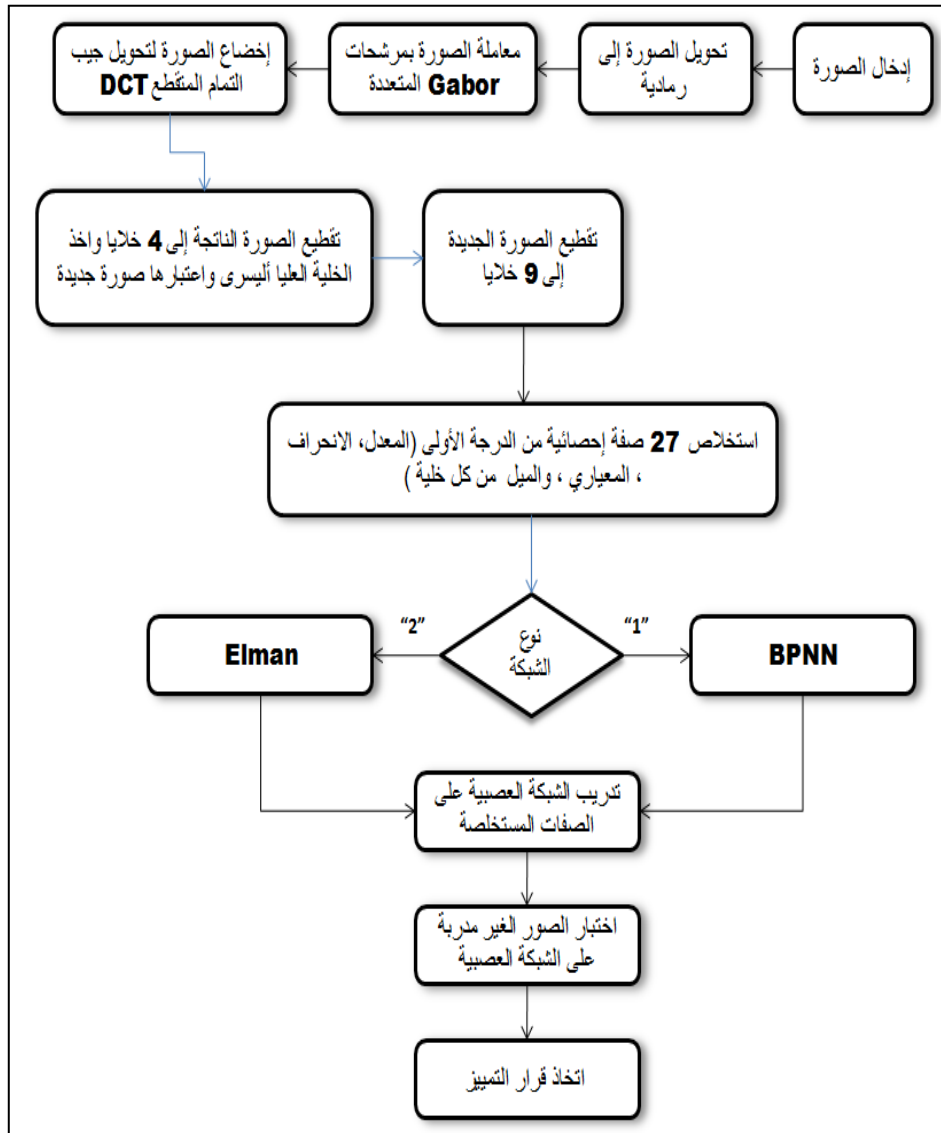
الخطوة السادسة: خزن الأوزان المثالية ومعاملات الشبكة في ملف التدريب؛ وذلك ليتم استعماله في عملية اختبار الشبكة، والشكل (9) يوضح ذلك.



شكل (9) مخطط عام لتدريب واختبار الشبكة العصبية.

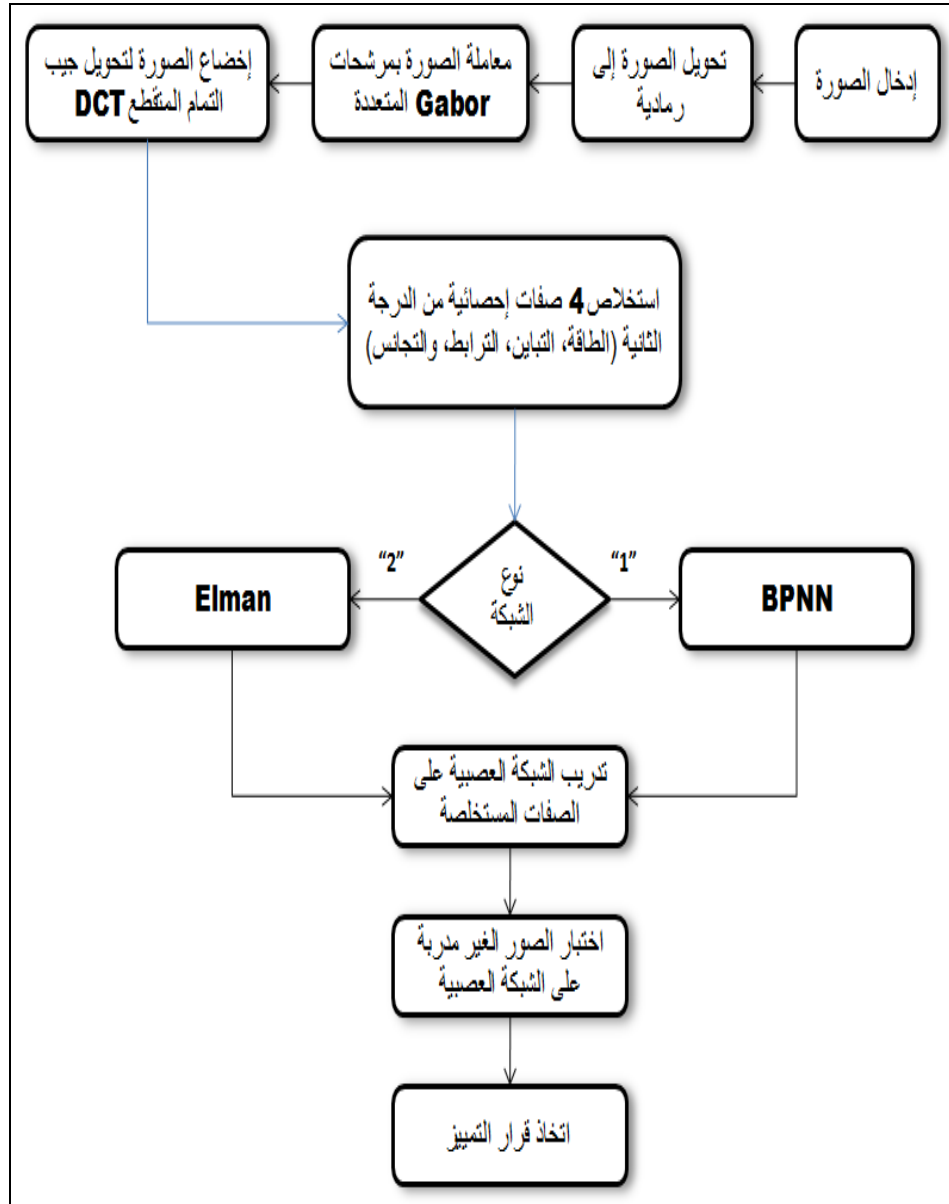
### 3-5 المخططات الانسيابية لخوارزميات المعتمدة

خطوات الاسلوب الاول في التمييز موضحة بالشكل (10) والذي يتضمن مخطط انسيابي متسلسل بدءا من قراءة الصور والمعالجات الاولية عليها فضلا عن استخلاص الصفات الاحصائية SF1 وانتهاء بالتمييز بالشبكات العصبية.



شكل (10) خطوات الاسلوب الاول في التمييز

اما الشكل(11) يعطي خطوات الاسلوب الثاني في التمييز ابتداءً بقراءة الصور ومعالجتها المعالجات الاولية واستخلاص الصفات الاحصائية SF2 وانتهاءً بالتمييز بالشبكات العصبية.



شكل (11) خطوات الاسلوب الثاني في التمييز

#### 4-النتائج ومناقشتها

تختلف النتائج التي تم الحصول عليها من استعمال كل من شبكة الانتشار العكسي متعددة الطبقات وشبكة ايلمان العصبية؛ وان قاعدة البيانات المعتمدة في البحث المتكونة من 270 صورة والمقسمة على 10 أشخاص تمثل الأصناف الرئيسية للتمييز , ويمكن ادراج اهم النتائج بالنقاط التالية:

(1) بعد التجربة والتغير بين العوامل تم التوصل الى أفضل العوامل لكل من الشبكتين المستعملتين وكما موضحة في الجدول(1):

جدول (1) العوامل المحددة في البحث

المعامل/ الشبكة	شبكة BPNN	شبكة Elman
1. عدد العقد في الطبقة المخفية الأولى:	120	90
2. عدد العقد في الطبقة المخفية الثانية:	100	70
3. دالة التنشيط للطبقة المخفية الأولى:	Logsig	Logsig
4. دالة التنشيط للطبقة المخفية الثانية:	Logsig	Logsig
5. دالة التنشيط لطبقة الإخراج:	Logsig	Logsig
6. عدد الأشخاص: 10		
7. عدد الصور لكل شخص: 27		
8. المجموع الكلي لصور قاعدة البيانات: 270		
9. عدد صور التدريب لكل شخص: 22		
10. المجموع الكلي لصور التدريب: 220		
11. عدد صور الاختبار لكل شخص: 5		
12. المجموع الكلي لصور الاختبار: 50		

(2) وان افضل النتائج الناتجة من تطبيق الطريقتين FM وSM موضحة بالجدول (2),(3),(4),(5).  
 ✓ فالجدول (2) نتائج الشبكتين المستعملتين BPNN وElman:

جدول (2) ملخص نتائج تطبيق شبكتي BPNN وElman

شبكة Elman		شبكة BPNN		المعامل/ الشبكة
SM	FM	SM	FM	
100000	30704	100000	100000	عدد الدورات الكلي
0.0204	0.0100	0.00753	0.00772	معدل مربع الخطأ
0:45:15	0:13:23	0:38:28	0:00:31	الوقت الكلي لتدريب الشبكة. sec.
85.0%	95.0%	95.5%	95.0%	نسبة الكشف الكلية
80.0%	94.0%	92.0%	92.0%	

✓ ويبين الجدول (3) نسب التمييز والوقت للصور الغير مدربة على الشبكات والمعدة خصيصا للاختبار:

جدول (3) ملخص نتائج تطبيق شبكتي BPNN وElman

النسبة الكلية لتمييز الصور الغير مدربة على الشبكة (test images)	تميز الصور المدربة على الشبكة ( trained images)			النسبة الكلية للتمييز. sec.	النسبة الخطأ	النسبة الكلية	الطريقة
	النسبة الكلية	النسبة الخطأ	النسبة الكلية				
41.5490	8%	92%	207.7150	5%	95%	BPNN	الطريقة الاولى
41.9470	6%	94%	199.7070	5%	95%	Elman	
39.0400	8%	92%	197.6930	4.5%	95.5%	BPNN	الطريقة الثانية
44.3460	20%	80%	203.2440	15%	85%	Elman	

ومن الواضح أن شبكة BPNN قد أعطت نفس النسبة في الحالتين المتبعيتين في التمييز وهي 92% إلا أن الحالة الاولى استغرقت وقتا اكثر بقليل من الحالة الثانية، إذ كان وقتالتمييز في الحالة الاولى يساوي 41.549 ثانية بينما أخذت الحالة الثانية 39.04 ثانية في التمييز. وقد اثبتت شبكة Elman جدارتها في التمييز بالحالة الاولى بنسبة 94% وبوقت يقارب ما استغرقته شبكة BPNN في الحالة نفسها، بينما ترجعت الشبكة ذاتها في التمييز بالحالة الثانية لتحصل على 80% فقط كنسبة تمييز كلية وبوقت طويل نسبيا يصل الى 44.3460 ثانية.

✓ تم ادراج نتائج التمييز لكل صنف من أصناف الصور في الجدولين (4) و (5) وبعد دراسة نتائج تمييز شبكة BPNN في الحالتين FM و SM يُلاحظ انها قد حصلت على نسبة تمييز كلية متساوية الا انها اختلفت من ناحية الاصناف التي تمكنت من تمييزها والتي اخفقت في تمييزها بالكامل. في الحالة الاولى قامت شبكة BPNN بتمييز الاصناف 1, 5, 6, 7, 8, 9 و بنسبة 100% بينما أخفقت بتمييز صورة واحدة من أصل خمسة في الصنف الثاني والرابع، وصورتين من الصنف الثالث. أما في الحالة الثانية فقد ميزت بنسبة 100% كل من الاصناف 2, 5, 6, 7, 8 و فشلت في تمييز صورة واحدة في كل من الاصناف 1, 3, 4, 9. وبمعاينة نتائج تمييز شبكة Elman تبين أنها أعطت أعلى نسبة تمييز في الحالة الاولى وهي 94% حيث ميزت بنسبة 100% كل من الاصناف 1, 3, 5, 6, 7, 8, 9 و 10 وأخفقت بتمييز صورة واحدة من الصنف الرابع وبصورتين من الصنف الثاني.

جدول (4) نتائج تطبيق FM لكل شخص

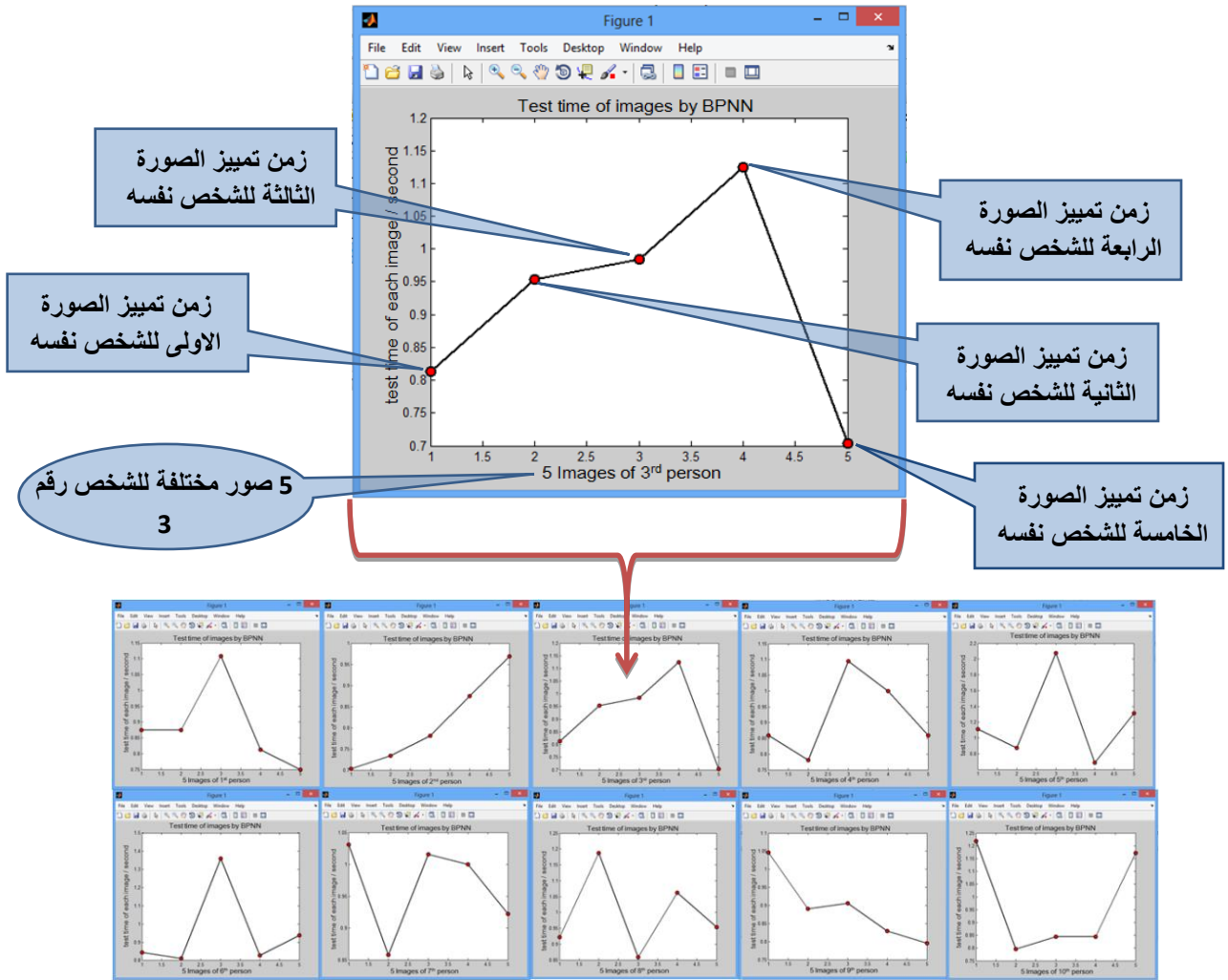
النسب المئوية للتمييز والخطأ										Ratio	network	Data
الشخص 10	الشخص 9	الشخص 8	الشخص 7	الشخص 6	الشخص 5	الشخص 4	الشخص 3	الشخص 2	الشخص 1			
100	100	100	100	100	81.8182	81.8182	81.8182	81.8182	100	التمييز	BPNN	220Train
0	0	0	0	0	18.1818	18.1818	18.1818	18.1818	0	الخطأ		
100	100	100	100	100	100	80	60	80	100	التمييز	Elman	50 test
0	0	0	0	0	0	20	40	20	0	الخطأ		
100	90.9091	100	100	100	90.9091	86.3636	100	81.8182	100	التمييز	Elman	220 Train
0	9.0909	0	0	0	9.0909	13.6364	0	18.1818	0	الخطأ		
100	100	100	100	100	100	80	100	60	100	التمييز	Elman	50 test
0	0	0	0	0	0	20	0	40	0	الخطأ		

جدول (5) نتائج تطبيق SM لكل شخص

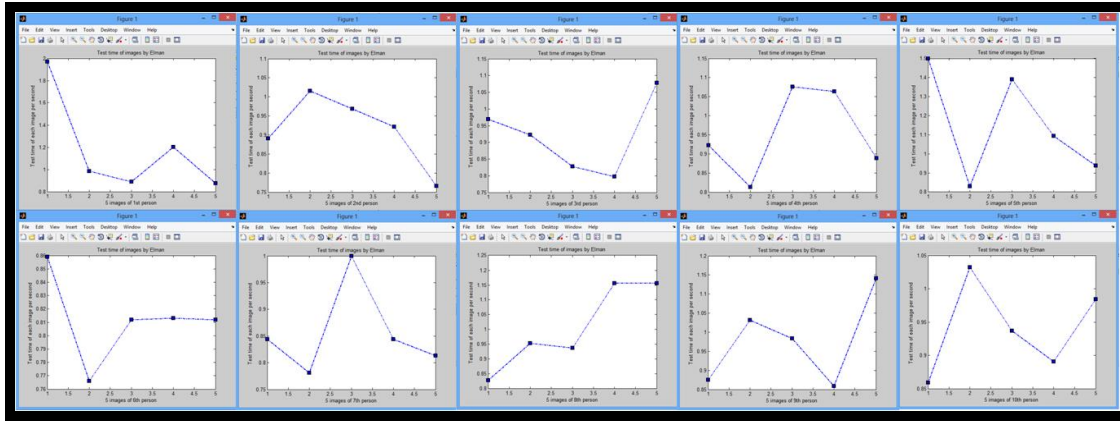
النسب المئوية للتمييز والخطأ										Ratio	network	Data
الشخص 10	الشخص 9	الشخص 8	الشخص 7	الشخص 6	الشخص 5	الشخص 4	الشخص 3	الشخص 2	الشخص 1			
100	90.9091	100	100	100	100	81.8182	90.9091	100	90.9091	التمييز	BPNN	220Train
0	9.0909	0	0	0	0	18.1818	9.0909	0	9.0909	الخطأ		
100	80	100	100	100	100	80	80	100	80	التمييز	Elman	50 test
0	20	0	0	0	0	20	20	0	20	الخطأ		
100	86.3636	50	90.9091	90.9091	77.2727	100	81.8182	90.9091	81.8182	التمييز	Elman	220 Train
0	13.6364	50	9.0909	9.0909	22.7273	0	18.1818	9.0909	18.1818	الخطأ		
100	100	60	80	100	40	80	60	100	80	التمييز	Elman	50 test
0	0	40	20	0	60	20	40	0	20	الخطأ		

3) تصف الاشكال الاربعة (12)(13)(14)(15) أزمان اختبار الصور غير المدربة على الشبكات BPNN و Elman ولكل اساليب التمييز، كل جزء من الاشكال يعطي اختلاف الاوقات اللازمة لاختبار الصورة الواحدة

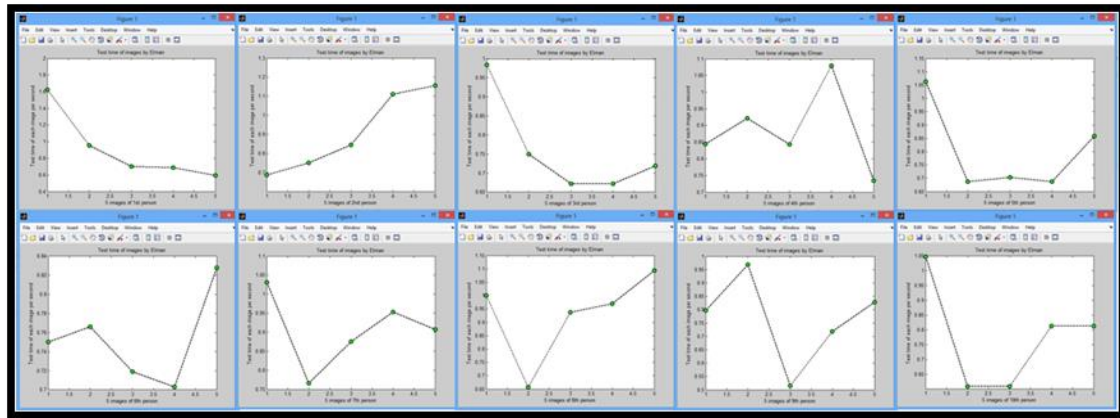
للشخص نفسه بمعدل خمس صور لكل شخص وعلى شبكتي BPNN و Elman وفي الحالتين الأولى والثانية، وتبين هذه الاشكال ان هناك تباين في زمن الاختبار ما بين صورة وأخرى للشخص الواحد، وكذلك هنالك تباين فيما بين صور الاشخاص العشرة التي تمثل الاصناف عينة البحث. وإن هذا الاختلاف في الأزمان يدل على تباين الصور واختلافها عن بعضها البعض وتعدد اللقطات للشخص الواحد ولكل الأشخاص، مما يكشف عن قوة نظام التمييز الذي أعطى نسباً جيدة جداً رغم تباين الصور والاختلاف الواضح بينها.



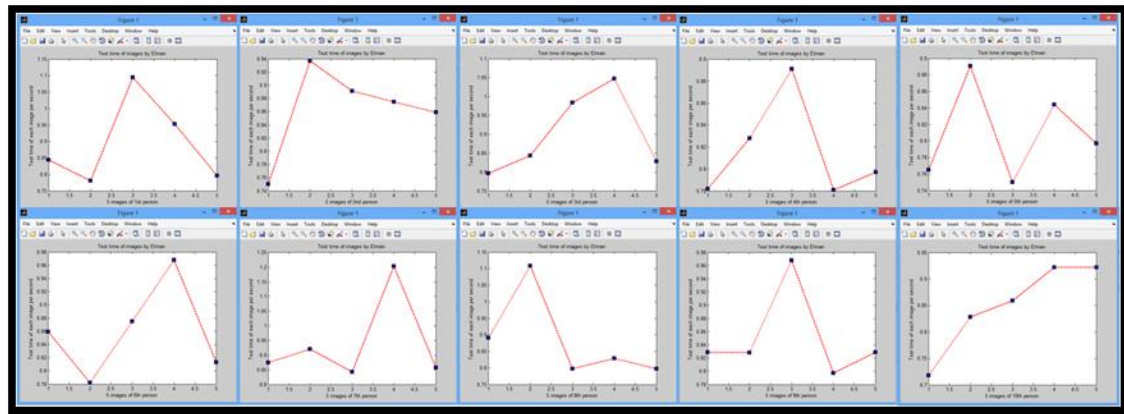
شكل (12) اختلاف زمن الاختبار فيما بين صور الشخص نفسه وما بين الأشخاص على BPNN في الحالة الأولى



شكل (13) اختلاف زمن الاختبار فيما بين صور الشخص نفسه وما بين الاشخاص على Elman في الحالة الاولى



شكل (14) اختلاف زمن الاختبار فيما بين صور الشخص نفسه وما بين الاشخاص على BPNN في الحالة الثانية

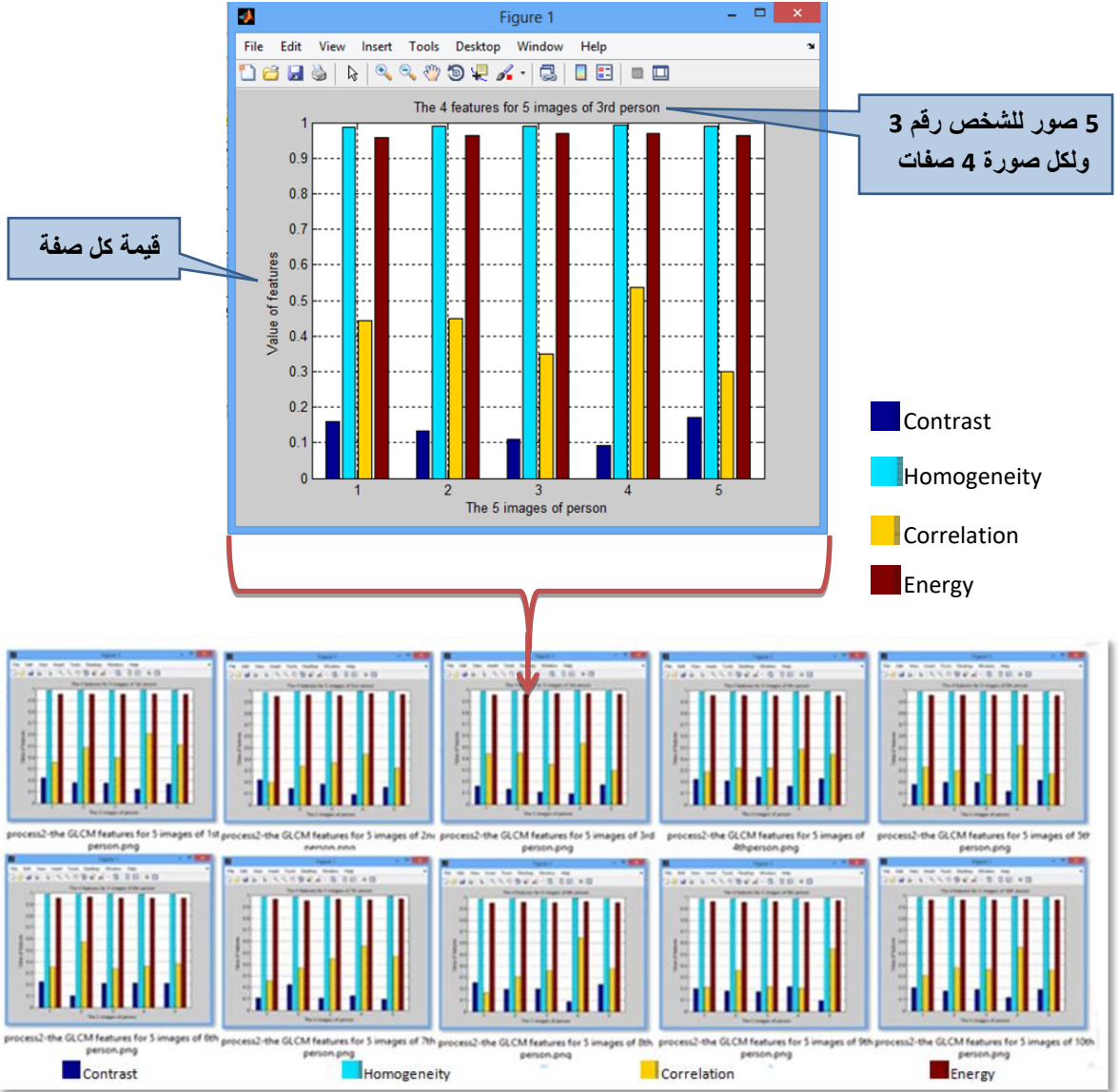


شكل (15) اختلاف زمن الاختبار فيما بين صور الشخص نفسه وما بين الاشخاص على Elman في الحالة الثانية

4) يكشف كل جزء من الشكل (16) أربع صفات مستخلصة من خمسة صور لشخص واحد من الأشخاص العشرة وهذه الصفات هي (التباين، التجانس، الارتباط و الطاقة) على التوالي. ويُلاحظ تباين بين قيم الصفات ما بين صورالشخص الواحد وكذلك ما بين صور شخص وآخر، فقلة قيم صفة التباين تدل على تقارب قيم المستوي الرمادي للصور، بينما تعطي صفة التجانس قيم مرتفعة مما يدل على قرب توزيع عناصر مصفوفة (GLCM) Gray-Level Co-occurrence Matrix من القطر. أما صغر قيم صفة

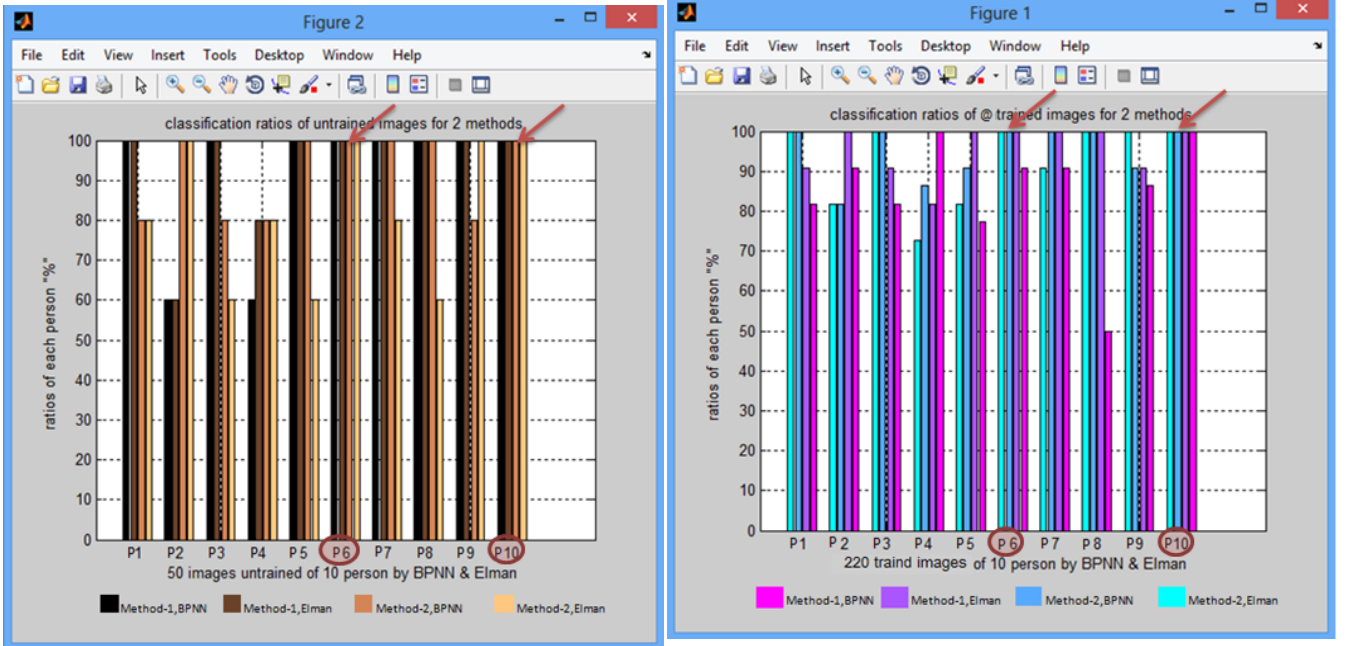


الارتباط يعطي فكرة عن عدم خطية العلاقات بين المستويات الرمادية وازواج نقاط الصورة، وأخيرا الطاقة العالية توضح ثبات توزيع قيم المستوي الرمادي للصورة.



شكل (16) المخطط البياني للصفات الإحصائية من الدرجة الثانية SF2 المستخلصة من مصفوفة GLCM

(5) من مشاهدة نسب التمييز للصور المدربة مسبقا على الشبكات يُلاحظ أن قوة الشبكات تتضح مبدئيا من تمييزها للصور المتعلمة عليها الشبكة بشكل كامل 100% او قريب من هذه النسبة، ومن هنا تزداد نسبة نجاح تمييز الصور المُعدة للاختبار والتي لم تتعلم عليها الشبكة. ويتجلى ذلك في الشكل (17) الذي يعطي نسب التمييز للصور المدربة مسبقا، وكذلك الشكل (18) الذي يعطي نسب تمييز الصور غير المدربة. فقد حصل الشخص العاشر P10 على نسبة 100% للصور المدربة وغير المدربة كما حصل الشخص السادس P6 على نسب تمييز 100% للصور المدربة ونسبة مقارنة للصور غير المدربة وفي الحالتين على حد سواء.



الشكل (17) نسب التمييز للصور غير المدربة  
الشكل (18) نسب التمييز للصور المدربة

#### المصادر

- [1] Mohammed S. A. , Zidan M. A. and Hussein. M. K. , ESIT, (2017).
- [2] Chetn J. , Amol B, IJSETR, (2017).
- [3] Leila Z. , Réda A. , IJISA, (2017).
- [4] Riddhi H. P. and Saket S. , IJARIE, (2017).
- [5] Mahajan P.M. , Kolhe S. R. and Patil P. M. , ACR 2:18-29(2009).
- [6] YANG Xue Zhi Eng , PHD. Thesis, University of Technology,(2003).
- [7] Revathyand G.Vidhyalakshmi P. , IJCA , 18:0975 – 8887 (2013).
- [8] Xianghua X. , ELCVIA, 7:1-22 (2008).
- [9] Cheng Y. and Tomas L. P. , International and Data Engineering Conference, 233-243 (2000).
- [10] Hassan M. Elragal, National Radio Science Conference, 14-16(2006).
- [11] Arivazhagan S. , Ganesan , and Bama, L. , MVA 16(6):356–363 (2006)
- [12] Zhang D. , Wong A. , Indrawan M. , Lu G. , IEEE Pacific-Rim Conference on Multimeadia, Australia:392-395 (2000).
- [13] Daugman J. G. , IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, (1993)
- [14] Henriksen J. J. , This report covers the theory covered and work done under the FORK part of the masters project at Syddansk Universitet, (2007)
- [15] Sajid T. , and Ali B. , IOSR-JEEE 2: 33-38(2012).
- [16] Jose A. L. , and Ling G. , Proceeding of IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signal Processing, 3009-3012(1999).
- [17] Mohammed I.S. and Alhamdani I. M. , (IJECE) , v9:i5: 4277-4286(2019).
- [18] Mohammed I.S. , AIP Conference Proceedings 2096,020005- 020005-7 (2019).
- [19] Mohammed I.S. and khuder I. M. , (KUJSS) , 3:529-555(2017), (In Arabic).