

## التصنيف الآلي لتعابير الوجه باستخدام تقنيات معالجة الصورة (الخوف - الاشمئزاز - الحزن - التفاجؤ - الغضب - السعادة - التعبير الطبيعي)

الدكتور جبر حنا\*

رنيم كيوان\*\*

(تاريخ الإيداع 29 / 3 / 2015. قُبل للنشر في 30 / 6 / 2015)

### □ ملخص □

يقدم هذا البحث خوارزمية لتصميم نظام يقوم بتصنيف التعابير القياسية السبعة لوجه الإنسان (الخوف - الاشمئزاز - الحزن - التفاجؤ - الغضب - السعادة - التعبير الطبيعي) باستخدام بعض تقنيات معالجة الصورة، حيث يتم تصنيف تعبير الوجه الموجود في الصورة المدخلة للنظام بالاعتماد على استخلاص سمات المظهر من الوجه المعتبر وإدخالها إلى شبكة عصبونية لإتمام عملية التصنيف وذلك باستخدام لغة البرمجة Matlab. تم إنجاز العمل على مراحل متعددة وهي: (مرحلة تجميع الصور، مرحلة المعالجة المسبقة للصورة، مرحلة استخلاص السمات، مرحلة تدريب الشبكة العصبونية، مرحلة التصنيف والاختبار). وقد تمكن نظامنا المعتبر من تحقيق أعلى نسبة تصنيف عند تعبير الغضب حيث وصلت 100%، بينما أدنى نسبة تصنيف كانت عند تعبير الحزن وهي 50%.

الكلمات المفتاحية: التعرف على تعابير الوجه، الشبكات العصبونية، المرشح الغوصي، self-Organization Map (SOM)، اكتشاف الحواف .

\*أستاذ - قسم هندسة الحاسبات والتحكم الآلي - كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية - جامعة تشرين - اللاذقية - سورية.  
\*\*ماجستير هندسة حاسب - قسم هندسة الحاسبات والتحكم الآلي - كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية - جامعة تشرين - اللاذقية - سورية.

## Automatic Facial Expression Classification Using Image Processing Technique ( Fear – disgust – sadness – Surprise – Anger – Happiness – Natural )

Dr. Jaber Hanna\*  
Raneem Kiwan\*\*

(Received 29 / 3 / 2015. Accepted 30 / 6 / 2015)

### □ ABSTRACT □

This paper presents an algorithm for designing a system that classifies standard human facial expressions which are fear, disgust, sad, surprise, anger, happiness, and the normal expression. The facial expression that is presented in the input image of the system can be classified depending on extracting appearance features then, it is entered into neural network to complete the classification process using Matlab as a programming language.

Multiple stages completed the work, which are, (collection images, pre-processing of the images, feature extraction, training neural network, classification and testing). Our system has been able to achieve the highest rating when the expression of anger reached 100 %, while the lowest rating was at the expression of sad by 30%.

**Key words:** facial expression recognition, neural network, Gaussian filter, self-Organizing Map (SOM), edge detection.

---

\*Professor, Department of Computers and Automatic Control Engineering, Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Lattakia, Syria.

\*\*Master degree, Department of Computers and Automatic Control Engineering, Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Lattakia, Syria.

**مقدمة:**

تعد تعابير الوجه تجلياً واضحاً عن الحالات النفسية والعاطفية وبروز الشخصية التي يكون بها الشخص ضمن الموقف الذي يتعرض له خلال اليوم أو على مدى العمر ، إذ أنها تلعب دوراً تفاعلياً في العلاقات البشرية. تنقل تعابير الوجه وغيرها من الإيماءات معلومات التواصل الاجتماعي ويطلق عليها اسم التفاعلات "وجها-لوجه" حيث تسمح للمتلقي الموجود بجوار المتكلم استنباط المعنى المقصود من الكلمات المحكية [1].

منذ عشرين عاماً كان هناك اهتمام متنام بتطوير التفاعل بين الإنسان والآلة، ونتيجة لتطوير التقنيات الحاسوبية فإن تفاعلات الإنسان بالحاسب أصبحت موضوعاً مهماً لكثير من الباحثين. من أجل التواصل الحقيقي بين الإنسان والحاسب، فإن الأخير يجب أن يكون قادراً على التفاعل الطبيعي مع المستخدم بنفس الطريقة التي يتفاعل فيها الإنسان مع إنسان آخر، ومن الحالات التفاعلية التعرف على الكلمات المحكية وترجمتها لتنفيذ أوامر محددة من قبل الآلة، والتعرف على التعابير الانفعالية التي تبدو على وجه الإنسان بمواقف متعددة [2].

برزت جهود كبيرة في هذا المجال وتم تصميم عدة نظم للتعرف على تعابير الوجه القياسية والتي تتمثل بـ (الخوف - الغضب - الإشمزاز - الحزن - التفاجؤ - السعادة - التعبير الطبيعي) وكانت البنية الأساسية لتصميم مثل هذه النظم تتكون من ثلاث مراحل أساسية. حيث يتم في المرحلة الأولى المعالجة المسبقة للصورة والتخلص من الضجيج باستخدام تقنيات معالجة الصورة لتصبح جاهزة للمرحلة الثانية التي تقوم باستخلاص السمات التي نعتمد عليها في المرحلة الثالثة -مرحلة التصنيف وهي المرحلة التي يتم فيها إسناد كل صورة إلى الصنف المناسب من أصناف التعابير الأساسية. وتم التوصل إلى عدد كبير من الطرق التي تم طرحها والعمل بها. يمكن تقسيم أحدث الأنظمة المقترحة في هذا المجال ضمن أربع مجموعات: التعرف على تعابير الوجه بالاعتماد على هندسة سمات الوجه (Facial expression recognition based on geometry of facial features)، التعرف على تعابير الوجه بالاعتماد على المظهر (Appearance-based facial expression recognition)، التعرف على تعابير الوجه بالاعتماد على النموذج (recognition Model-based facial expression)، التعرف على تعابير الوجه بالاعتماد على الوضعيات المختلفة (Multi-view facial expression recognition).

يعتبر استخلاص التمثيل المناسب للوجه من الصورة خطوة هامة من أجل نجاح مهمة تصنيف التعابير. بشكل عام هناك نوعان أساسيان للسمات المستخدمة من أجل عملية التصنيف وهي: الخوارزميات المعتمدة على هندسة وجه الإنسان والتي تحتوي معلومات حول موقع وشكل السمات المعنوية ، تعد هذه السمات حساسة للضجيج. والخوارزميات المعتمدة على مظهر الوجه والتي تختبر تغيرات المظهر في الوجه متضمنة التجعيدات والبروزات والتي يتم استخلاصها باستخدام فلتر يطبق على كامل الوجه أو مناطق محددة من الوجه، حيث يمكن أن ترمز أصغر عينة في بنية الوجه تساعد في تصنيف تعابير الوجه [2].

**أهمية البحث وأهدافه:**

تلعب تعابير الوجه دوراً هاماً في العلاقات الشخصية، حيث يعد التعرف الأوتوماتيكي على تعابير الوجه آلية استدلال بشرية طبيعية يمكن أن تستخدم في علم السلوك. حيث تقدم الملامح الشفوية 7% من معنى الرسالة الموجهة للشخص الآخر و 38% للنماذج الصوتية بينما تقدم تعابير الوجه 55% فهي إذا تقدم معلومات تفاعل أكثر من الكلمات المحكية [2].

يهدف هذا البحث إلى نمذجة نظام لتصنيف تعابير الوجه القياسية السبعة ضمن الأصناف السبعة القياسية للوجه باستخدام بعض تقنيات معالجة الصورة والشبكات العصبونية باستخدام لغة الماتلاب MATLAB. حيث يمكن أن تطبق مثل هذه النظم في حالات التعليم الجماعي والأمن وحالات الإرشاد والعلاجات النفسية [2].

### طرائق البحث ومواده:

تصنف التعابير باستخدام المرشح الغوصي الذي يعمل على تحسين الصورة لتكون جاهزة لتدخل إلى تابع يعمل على استخلاص السمات وتشكيلها على شكل شعاع يُدخل للشبكة العصبونية (SOM) Self Organizing Map. تم الاعتماد على قاعدة بيانات مكونة من مجموعة من صور تعابير الوجه القياسية السبعة لعشرة أشخاص حيث إن لكل شخص 21 صورة (سبع صور تمثل تعابير الوجه القياسية الحزن - السعادة - الخوف - الاشمئزاز - الغضب - التفاجؤ - التعبير الطبيعي، ثلاث صور لكل تعبير).

#### 1- اكتشاف الحواف Edge Detection :

إن عملية الكشف عن الحافة هي عملية كشف عدم الاستمرارية أو التغير المفاجئ في بعض الخواص البصرية مثل (شدة الإضاءة، التركيب، اللون). كثيرا ما تستخدم معلومات الحواف في عملية تمييز الاهداف والأجسام في الصور الرقمية، كما تستخدم من أجل استخلاص معلومات عن الصورة مثل شكل الأجسام الموجودة فيها وحجمها. تهدف عملية اكتشاف الحواف إلى تحويل الصورة ثنائية الأبعاد إلى مجموعة من المنحنيات. تستند فكرة اكتشاف الحواف على أن معلومات الحافة في الصورة يمكن إيجادها من خلال علاقة كل عنصر صورة مع عناصر الصورة المحيطة به (علاقة التجاور)، فعندما تكون شدة التدرج الرمادي مماثلة لعنصر الصورة المجاورة له فقد يؤدي هذا إلى عدم وجود حافة عند تلك النقطة، والعكس قد يؤدي إلى وجود حافة. قد لا تكون الحواف المكتشفة مستمرة بسبب وجود الضجيج والتشوه في الصورة، لذلك يتضمن اكتشاف الحواف، استخدام خوارزمية اكتشاف الحواف لاستخلاص مجموعة نقاط الحافة، ومن ثم إزالة بعض النقاط من مجموعة نقاط الحواف، وملئه بنقاط أخرى ثم وصل مجموعة نقاط الحافة التي تم الحصول عليها بخطوط.

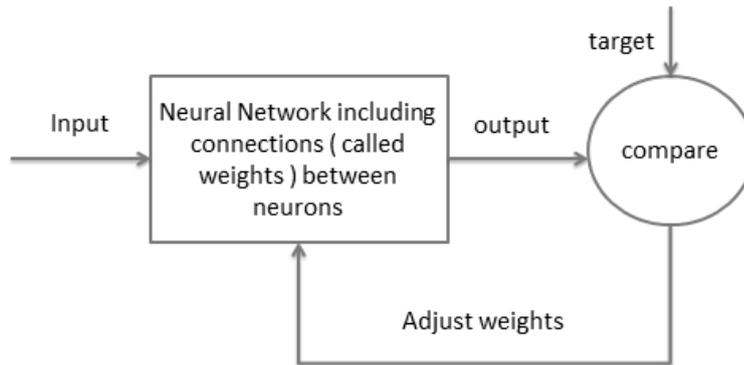
#### 2- الميزات الأساسية للمرشح الغوصي Gaussian filter :

يعد المرشح الغوصي من أنجح المرشحات المستخدمة في دراسة وجه الانسان [3]، يستخدم من أجل تحديد نقاط الحواف edge point (التغيرات في الانعكاس، تغير الكائن، التغير في الإضاءة) من خلال تحديد تدرج الصورة image gradient. يقوم بتمثيل كل صورة بمستويات مختلفة من النعومة مما يقلل الضجيج مع المحافظة على الحواف.

#### 3- الشبكات العصبية [5]:

هي أدوات تقوم بنمذجة المعطيات القادرة على حل وتمثيل العلاقات المختلفة بين الدخل والخرج، تهدف إلى بناء نظام صناعي قادر على إنجاز مهمات شبيهة بمهمات الدماغ البشري من حيث القدرة على اكتساب المعرفة من خلال التدريب على مجموعة من المعطيات والأمثلة والقدرة على تخزين المعرفة ضمن عصبونات داخلية Neurons مرتبطة مع بعضها وتمثل المعرفة من خلال ما يسمى بالأوزان، كما هو مبين بالشكل (1). يمكن تشبيه الشبكة العصبونية بنظام متعدد المعالجات Computer System Multiprocessor لكونها تتكون من عناصر معالجة بسيطة Processing Elements PEs تتميز بدرجة عالية من الاتصال وتبادل المعلومات والرسائل فيما بينها.

طرح أول شبكة عصبونية من قبل Alexander Bain حيث قام بتمثيل الدماغ على شكل شبكة عصبونية تتكون من مجموعة من العقد المرتبطة مع بعضها من خلال أسهم تمثل الأفكار.



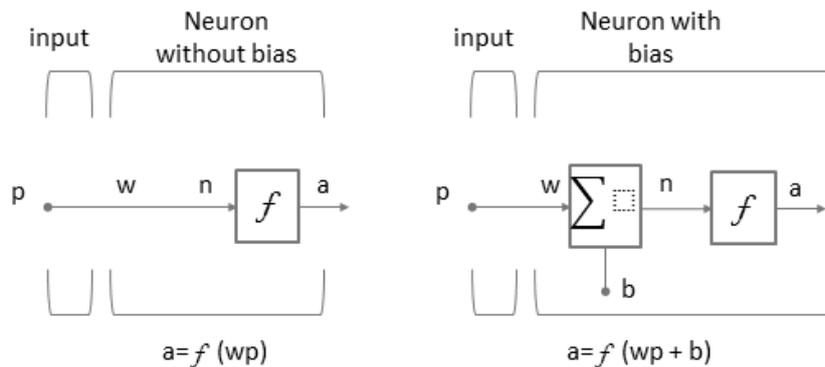
الشكل (1) تمثيل لأجزاء الشبكة العصبونية [5].

### 3-1- مكونات الشبكة العصبية [5]:

تتكون الشبكات العصبونية بشكل عام من ثلاث طبقات: طبقة الدخل Input Layer، الطبقة / الطبقات الخفية Hidden Layer، طبقة الخرج Output Layer. لا يتم اعتبار طبقة الدخل كإحدى طبقات الشبكة لأنها تقوم بتطبيق تابع النقل ولا تحتوي عصبونات، بل يقتصر عملها على التزويد بمدخل الشبكة.

### نموذج العصبون Neural Model [5]:

لكل عصبون مدخل ومخرج ويتم بداخله تدريب الأوزان لنحصل على الخرج المطلوب بأقل قيمة ممكنة للخطأ. يبين الشكل (2) نموذجاً مبسطاً للعصبون بوجود انحياز Bias(b) وبدون وجوده.



الشكل (2) نموذج مبسط للعصبون.

### 3-2- التعريف بالشبكة العصبونية (SOM) Self-Organization Map [3]:

طوّرت هذه الشبكة من قبل البروفيسور Kohonen، هذا النوع من الشبكات هي شبكة تنتمي إلى عائلة شبكات التعلم التنافسي، حيث أنها تعتمد على التعلم غير المشرف عليه unsupervised learning، خلال عملية التدريب لن يكون هناك حاجة لتدخل الانسان ولسنا بحاجة لمعرفة أية ميزات عن قيمة بيانات الدخل، الأمر الذي يمكننا من

استخدام هذه الشبكة لعقددة البيانات بدون تحديد الخرج المرغوب لأية شعاع دخل، وبذلك تزداد كفاءة هذه الشبكات في حالات ارتباط النماذج. كما تمتلك هذه الشبكة قدرتها على التعميم **Generalization**، والمقصود بذلك قدرة الشبكة على تمييز أو ترميز المدخلات غير المدرب عليها أي غير الموجودة في قاعدة البيانات.

### 4-3 بيانات الشبكة SOM: [3]

تتعامل الشبكة مع ثلاثة أنواع من البيانات وهي:

1 - المدخلات: بيانات التدريب وهي عبارة عن أشعة  $X$  ذات  $n$  بُعد مكوناتها عبارة عن أرقام حقيقية **real number** وعدد هذه الأشعة ( $p$ ) شعاع تدريب مميز.

$$\left. \begin{array}{l} (x_{1,1}, x_{1,2}, \dots, x_{1,I}, \dots, x_{1,n}) \\ (x_{2,1}, x_{2,2}, \dots, x_{2,I}, \dots, x_{2,n}) \\ \dots \\ (x_{j,1}, x_{j,2}, \dots, x_{j,I}, \dots, x_{j,n}) \\ \dots \\ (x_{p,1}, x_{p,2}, \dots, x_{p,I}, \dots, x_{p,n}) \end{array} \right\} P \text{ distinct training vectors}$$

2 - المخرجات: وهي شعاع  $Y$  بطول  $(y_1, y_2, \dots, y_i, \dots, y_m)$ ، ويمكن أن تصادف إحدى الحالات

التالية: ( $m=n, m>n, m<n$ ). حيث تصنف أشعة الدخل  $P$  إلى واحدة من  $M$  صنف.

3 - بيانات الاختبار **generalization**: عبارة عن شعاع جديد ذي  $n$  بُعد  $(x_{j,1}, x_{j,2}, \dots, x_{j,i}, \dots, x_{j,n})$

يمثل عينة اختبار لم يدخل على الشبكة من قبل لنقوم الشبكة بتصنيفه إلى واحد من الأصناف  $m$  المعتمدة.

تتكون الشبكة من طبقتين من الوحدات (العصبونات): طبقة عصبونات الدخل مؤلفة من  $n$  بعد (طول أشعة

التدريب)، طبقة عصبونات الخرج مؤلفة من  $m$  بعد (عدد الأصناف). ترتبط عصبونات طبقة الدخل بشكل كامل مع

الأوزان إلى عصبونات طبقة الخرج. **Intra-Layer (lateral) connection** تُعرّف فقط في بعض الطبولوجيات،

حيث ترتبط عصبونات مع عصبونات طبقة الخرج، إلا أن هذه الارتباطات لا تمتلك أية أوزان في هذه الطبقة ولكنها

تستخدم في الخوارزمية من أجل تحديث الأوزان.

### 7 3 3 خوارزمية SOM [3]:

أولاً: مرحلة التدريب والتي تتضمن اختيار طبولوجية طبقة الخرج؛ تظهر طبقة الخرج عادة إما بالتوزع أحادي

البعد أو ثنائي البعد لتوضع عصبونات مكانياً. وتُعرّف الطبولوجية أحادية البعد والثنائية البعد للشبكة SOM. يتم فيما بعد تدريب

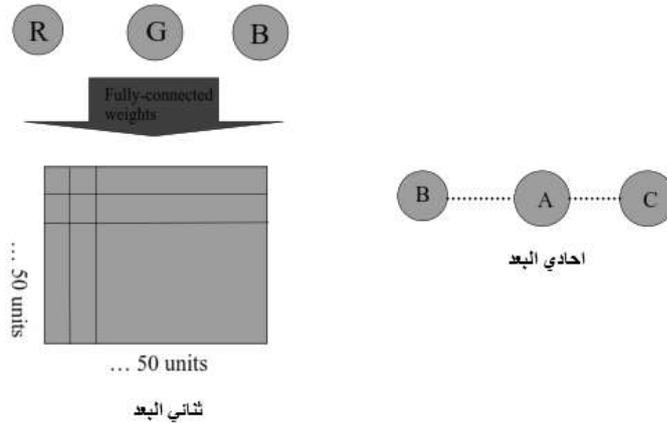
تتجاوز مع بعضها الآخر، يبين الشكل (3) الطبولوجية الأحادية البعد والثنائية البعد للشبكة SOM. يتم فيما بعد تدريب

الأوزان التي تربط الدخل بالخرج. بعدئذ تُعرّف كل الأوزان التي سيتم تحديثها باستخدام الطبولوجية التي تربط الدخل مع

عصبونات الخرج. تقلل مع الزمن وحدة قياس المسافة باستخدام الطبولوجية، أي يقلل عدد الأوزان المحدثة كل دوران

**iteration**. فمع التقدم في عملية التدريب ينقص عدد العصبونات التي تحتاج للتدريب.

ثانياً: مرحلة الاختبار **testing**: يتم في هذه المرحلة استخدام الأوزان الناتجة من مرحلة التدريب.



الشكل (3) طبولوجيات طبقة الحرج للشبكة SOM

## النتائج والمناقشة:

سنقوم في هذه الدراسة باقتراح طريقة جديدة لتصنيف التعابير القياسية السبعة (الغضب - الاشمئزاز - السعادة - الحزن - التفاجؤ - الخوف - التعبير الطبيعي) وذلك بالاعتماد على تقنيات معالجة الصورة في كشف الحواف والعمل على تدريب الشبكة العصبونية SOM (Self-Organization Map) على صور التعابير، ثم سنقوم بتقييم الأداء ومقارنة النتائج مع إحدى الدراسات السابقة، وفق المراحل التالية:

### 1- مرحلة تجميع صور التعابير Collect emotion Images :

تم الحصول على قاعدة بيانات صور تعابير الوجوه من قاعدة بيانات [ 6 ]، تحتوي على 210 صورة تعبير لعشرة أشخاص، لكل شخص 21 صورة، ثلاث صور عن كل تعبير من التعابير السبعة القياسية. تم استخدام صورتين لمرحلة التدريب وصورة لمرحلة الاختبار. تتميز الصور بأنها صور ذات تدرج رمادي يظهر فيها الوجه بالشكل الأمامي.

### 2-مرحلة المعالجة المسبقة للصورة Image preprocessing :

تهدف عملية المعالجة المسبقة للصورة ل تحسين الصورة بالتخلص من الضجيج واكتشاف الحواف Image Enhancement and Edge detection، إضافة إلى تقليل أبعاد الصورة بتقليل عدد البكسلات الموجودة في الصورة مع المحافظة على الحواف Edges. يتم ذلك باستخدام المرشح Gaussian filter الذي يلعب دورا مهما في عمليات اكتشاف الحواف وتقليل أبعاد الصورة.

#### 1-2 آلية عمل المرشح الغوسي Gaussian Filter في عملية تقليل أبعاد الصورة:

يتم ذلك وفق الخوارزمية التالية:

1-تحديد عدد المستويات الأعظمية التي يمكن أن يتم اشتقاقها من الصورة الأصلية.

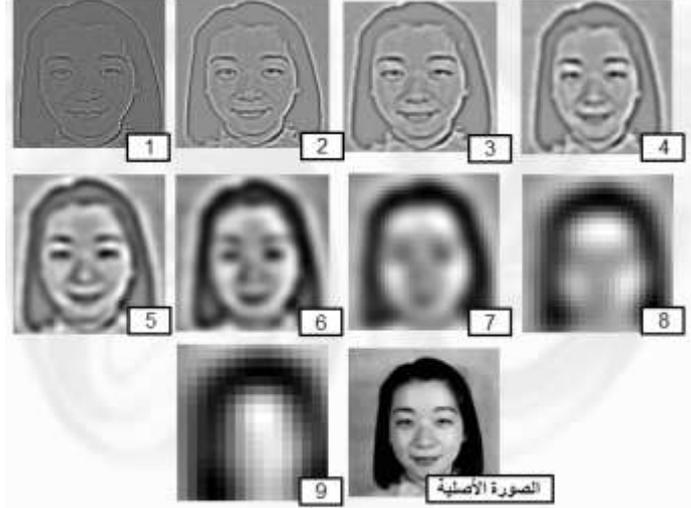
2-تحديد مقدار الإنحراف المعياري للمرشح الغوسي بمقدار 1.5 (تجريبيا).

3-من أجل كل مستوى level (من 1 .. Lmax):

3-1 . ترشح الصورة بواسطة المرشح الغوسي.

3-2 . تختزل بيانات الصورة بنسبة  $scalar = 1.5$  من أجل الانتقال إلى مستوى أعلى في الصورة.

يوضح الشكل (4) نتائج تطبيق المرشح الغوسي على واحدة من الصور الموجودة في قاعدة البيانات والتي تمثل تعبير السعادة، حيث أن الرقم المرافق لكل صورة يعبر عن رقم المستوى الناتج من تطبيق المرشح الغوسي على هذه الصورة.



الشكل (4) نتائج تطبيق المرشح الغوسي على الصورة الأصلية، يعبر الرقم عن رقم المستوى الهرمي الناتج عن الترشيح.

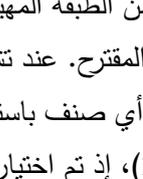
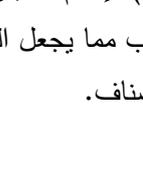
### 3- مرحلة استخلاص السمات Feature extraction:

تم في هذه المرحلة الاعتماد على المستويات التسعة الهرمية الناتجة عن ترشيح كل صورة من صور التعابير باستخدام المرشح الغوسي Gaussian Filter لاستخلاص السمات المطلوبة للصورة المعبرة. يبين الجدول (1) شرحاً عن النقاط المميزة المنتقاة من الصورة:

الجدول (1) نقاط السمات المنتقاة من الصورة.

اسم السمة	المعنى
X loc , y loc	إحداثيات النقاط في الصورة الأصلية
Scale value	رقم المستوى الهرمي التي تتواجد فيه نقطة الميزة .
Size	قيمة البيكسل في الصورة الأصلية .
Edge flag	تكون قيمته صفر إذا كانت النقطة المميّزة تعبر عن حافة .
Edge orientation	قيمة الزاوية التي تصنعها الحافة المعبرة عن النقطة المميّزة .
Scale space curvature	استجابة الانحناء في المستوى الحالي .

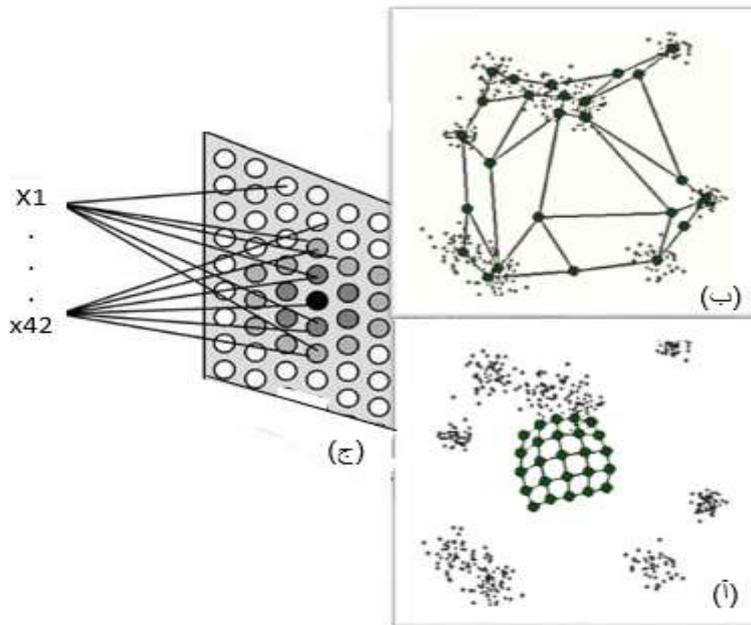
يبين الشكل (5) مصفوفة السمات الناتجة عن تطبيق خوارزمية استخلاص السمات للصورة المعبرة عن الغضب. وهي مصفوفة مكونة من ستة أسطر وسبعة أعمدة.

	X loc	Y loc	Scale value	Size	Edge flag	Edge orientation	Scale space curvature
	102.6408	108.0913	1.966	2.2198	0	3.5343	0.9349-
	120.5099	209.5220	1.6366	1.9417	0	0.3927	1.3168-
	131.5000	204.2500	1.8895	2.1514	0	0	1.3040-
	134.2814	204.6994	1.9269	2.1843	0	3.1416	1.1612-
	142.8859	243.1535	2.1638	2.4046	0	3.1416	2.7573-
	148.8984	27.4432	1.9655	2.2187	0	0.7854	0.6926-

الشكل (5) مصفوفة السمات الناتجة عن صورة تعبير الغضب المجاورة

#### 4- مرحلة تدريب الشبكة العصبونية Train network:

استخدمت قيم السمات المستخلصة من صورة التعبير في المرحلة السابقة كدخل للشبكة العصبونية SOM وفقاً للخصائص التالية: ( 42 عصبون لاستقبال شعاع السمات، 50 عقدة وزن لتحديث الأوزان ضمن الطبقة المهيمنة، 7 عصبونات على طبقة الخرج)، يبين الشكل ( 6 ) رسماً توضيحياً للشبكة المستخدمة في نظامنا المقترح. عند تشغيل الشبكة يتم تعديل الأوزان في الطبقة المهيمنة ليتم حساب البعد لكل عينة (شعاع دخل) عن أي صنف باستخدام المسافة الإقليدية. تم تدريب الشبكة العصبونية بحالات متعددة، كما هو مبين في الجدول ( 2 )، إذ تم اختيار عدد العصبونات بالتجريب وقد تبين أن زيادة عدد العصبونات وزيادة عدد الدورات يزيد من زمن التدريب مما يجعل النظام غير فعال زمنياً، وبعد الحصول على زمن مناسب تم مناقشة نسبة التصنيف لكل صنف من الأصناف.



الشكل(6): (أ) توزيع العصبونات قبل التدريب ، (ب) توزيع العصبونات بعد التدريب ، (ج) الشبكة المستخدمة ذات 42 مدخل و 50 عصبون في الطبقة المهيمنة.

الجدول (2) حالات تدريب الشبكة العصبونية SOM (عدد الدورات، عدد عصبونات الطبقة المهيمنة).

عدد عصبونات الطبقة المهيمنة	عدد الدورات
50	400
100	400
50	600
100	600

وكننتيجة لتدريب الشبكة وفق الحالات (عدد دورات، عدد عصبونات) المبينة في الجدول (2) حصلنا على أزمنة التدريب المبينة في الجدول (3).

الجدول (3) أزمنة التدريب للشبكة العصبية وفق حالات متعددة.

عدد الدورات	عدد عصبونات الطبقة المهيمنة	زمن التدريب بالدقائق
400	50	7:11
400	100	15:45
600	50	12:00
600	100	49:50

نلاحظ من الجدول (3) أنه عند تثبيت عدد دورات التدريب وتغيير عدد عصبونات الطبقة المهيمنة كانت مدة التدريب أقل في حالة عدد العصبونات أقل، وعند تثبيت عدد عصبونات الطبقة المهيمنة وتغيير عدد دورات التدريب كانت مدة التدريب أقل في حالة عدد الدورات أقل. لذلك تمت دراسة نسب التصنيف واختبار الشبكة العصبونية وفق الحالتين السابقتين الأنسب زمنياً.

إن عدد العصبونات وعدد الدورات بالنسبة للنظام المقترح يختلف تأثيره بالنسبة لكل تعبير ولكن زيادة عدد العصبونات أو عدد الدورات لن تؤثر في رفع نسبة التصنيف لوحدها وإنما هناك عوامل أخرى متعلقة ببرامترات تميز هذه الشبكة عن غيرها.

إن تقليل عدد الدورات وعدد العصبونات سيقول من زمن التدريب مع نسب تصنيف تختلف بحسب كل تعبير ولذلك تم في دراستنا الاهتمام بعامل الزمن. إن زيادة تقليل عدد العصبونات سيؤدي إلى نسب تصنيف غير مقبولة حيث أن المسافة الإقليدية المحسوبة ستكون غير مناسبة، لذلك تم التوقف عند عدد عصبونات مناسبة من حيث الزمن ونسبة التصنيف.

#### 4-5 مرحلة الاختبار والتصنيف Test and Classification:

عند وضع شعاع السمات المستخلص من الصورة قيد الاختبار كدخل للشبكة العصبونية، سيتم حساب الوزن داخل الطبقة المهيمنة competitive layer فتعيد الشبكة قيمة واحدة تقع ضمن أحد المجالات المبينة في الجدول (4) معبرة عن المسافة الإقليدية التي تحسبها الشبكة لبعدها العينة عن أحد الأصناف السبعة مما يحقق مهمة التصنيف لكل صورة إلى الصنف المعترف.

الجدول (4) مجال القيم المقابل لكل تعبير من التعابير السبعة القياسية.

مجال القيم لكل صنف	الصنف
0 – 20	anger
21 – 40	Digist
41 – 60	Fear
61 – 80	Happy
81 – 100	Natural
101 – 120	Sad
121– 140	Surprise

الشكل (7) يُظهر مثالا عن تصنيف الصور وفق نظام التصنيف المعترف، حيث يتم إدخال الصورة إلى نظام التصنيف (صورة الغضب) ليعطي على خرجه قيمة ( 5 ) تساعد في تصنيف الصورة إلى أحد الأصناف السبعة القياسية.



الشكل (7) تصنيف صورة معبرة عن تعبير الغضب.

أثناء عملية التصنيف والاختبار فإن هناك بعض الصور التي لم تُصنّف بشكل صحيح إلى الصنف المناسب، تعود نسبة الخطأ إلى أن محاكاة الشبكة يمكن لها أن تصنف الشعور الموجود في الصورة إلى شعور آخر قريب منها (حيث أن المسافة الإقليدية تكون أقرب إلى مجال صنف أكثر من صنف آخر). يمكن إسقاط ذلك على الحياة العملية فكثيرا ما نقول إن شخصا ما يبدو أنه حزين " sad وهو بالحقيقة بحالة طبيعية "natural" ولكن نتيجة لضغوط الحياة انقلبت ملامحه لملامح شخص حزين. يبين الشكل (8) صورة لفتاة أخذت وهي في حالتها الطبيعية natural ، يقوم نظامنا المعترف بتصنيفها على أنها فتاة حزينة sad .



الشكل (8) صورة فتاة بالتعبير الطبيعي تم تصنيفها من قبل النظام المعترف على أنها حزينة.

يبين الشكل (9) مثالا عن التصنيف الخاطئ للصور وفق نظام التصنيف المعتمد .



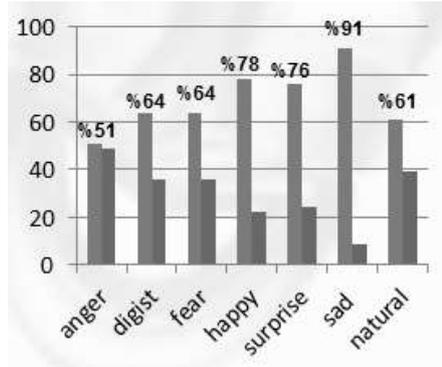
الشكل (9) الصورة معبرة عن الحزن و قد تم تصنيفها بشكل خاطئ إلى التعبير الطبيعي.

تم اختبار النظام وفق النظامين المقترحين الأفضل زمنيا - ( 400 دورة، 50 عصبون)، ( 600 دورة، 50 عصبون). وبعد إدخال صور الاختبار إلى النظام المعتمد والحصول على النتائج تمت مقارنة هذه النتائج مع بعضها، إضافة إلى مقارنة نتائج أفضل دراستين من ناحية التصنيف مع نسب التصنيف لأحد نظم تصنيف تعابير الوجه الذي تم تصميمه من قبل الباحثة Ewa piatkawska في العام 2010 [4].  
يظهر في الجدول (5) نتائج التصنيف لكل تعبير من التعابير السبعة القياسية لكل من الدراستين كنسب مئوية:

الجدول (5) نتائج التصنيف لكل تعبير من التعابير السبعة القياسية لكل من الدراستين كنسب مئوية.

عدد الدورات	زمن التنفيذ بالدقائق	عدد عصبونات الطبقة المهيمنة	نسبة التصنيف الكلي						
			Anger	Disgust	Fear	Happy	Natural	Sad	Surprise
400	7:11	50	67	70	60	60	80	50	80
600	12:00	50	64	70	60	70	60	50	60

تم اعتماد الدراسة الأولى (400 دورة، 50 عصبون) وذلك لأنها أحرزت نسب تصنيف أفضل من الدراسة الثانية، إضافة إلى عامل الزمن حيث أحرزت هذه الدراسة أقل زمن في التدريب.  
5-المقارنة بين نتائج التصنيف لهذا البحث وإحدى الدراسات المرجعية:  
تم تصميم نظام التصنيف في الدراسة المرجعية المحدثة في العام 2010 من قبل Ewa Piatkowska خلال الاعتماد على سمات المظهر appearance feature والتي تم الحصول عليها من معلومات القوام texture باستخدام تقنية Local Binary Pattern (LBP) وقد استخدمت تقنية Support Vector Machine (SVM) للقيام بعملية تصنيف العينات. تم الاعتماد أيضا على نفس قاعدة البيانات المستخدمة في البحث الحالي [4].  
يبين الشكل (10) مخطط نتائج التصنيف للنظام المذكور في الدراسة المرجعية.



الشكل (10) نتائج التصنيف للنظام في الدراسة المرجعية حيث أن الأعمدة باللون الداكن تعبر عن نسبة الخطأ في التصنيف لكل تعبير من التعبيرات.

بالمقارنة بين نتائج التصنيف لكل من النظامين المقترح والنظام في الدراسة المرجعية نجد أن أعلى نسبة حصلنا عليها من خلال النظام المقترح كانت لتعبير الغضب 100% بينما كانت النسبة 51% في الدراسة المرجعية، وأقل نسبة تم التوصل إليها لتعبير الحزن 50% بينما كانت النسبة المقابلة 91% في الدراسة المرجعية. وفقا لتقنيات معالجة الصورة المعتمدة في نظامنا المقترح كانت نسبة التصنيف متفاوتة بالنسبة لكل تعبير، فمثلا عند شعور الغضب فقد ساعد المرشح الغوصي المستخدم باستخلاص السمات في اظهار الملامح المعبرة عن هذا التعبير أكثر من ملامح تعبيراً آخر. بعد المقارنة وجدنا النتائج الموضحة في الجدول (6).

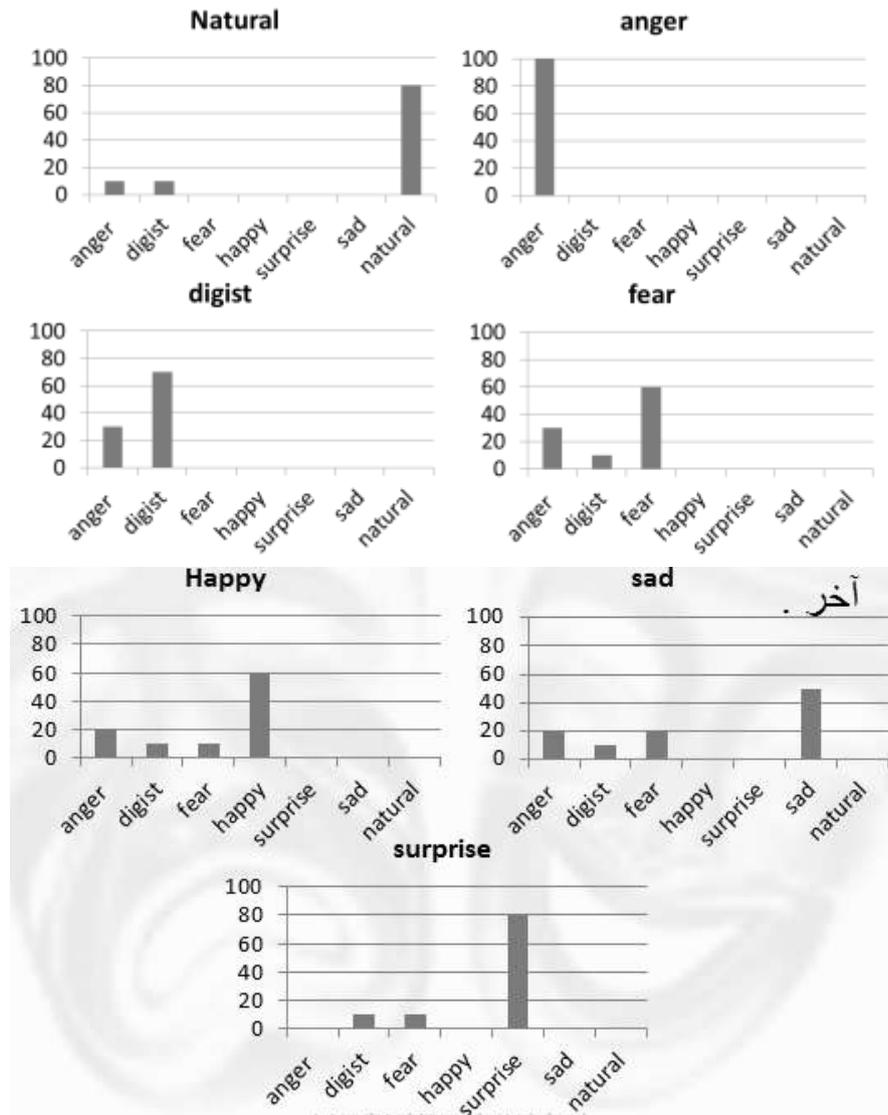
الجدول (6) نتائج التصنيف للنظامين في الدراسة الحالية والدراسة المرجعية.

التعبير الطبيعي	الحزن	التفاجؤ	السعادة	الخوف	الإشمزاز	الغضب	التعبير
الدراسة الحالية	50%	80%	60%	60%	70%	100%	الدراسة الحالية
الدراسة المرجعية	91%	76%	78%	64%	64%	51%	الدراسة المرجعية

وبذلك يمكن الاعتماد على الدراسة التي تعطي أعلى نسبة تصنيف بالنسبة لكل تعبير.

4 - مناقشة نتائج التصنيف للدراسة المعتمدة (400 دورة، 50 عصبون):

تم النقاش في فقرة سابقة بأن نظامنا المقترح يقوم في بعض الحالات بتصنيف صورة تعبير على أنها تنتمي إلى صنف آخر وهذا يعود إلى خطأ في التصنيف من قبل الشبكة العصبونية أو أن بعض ملامح الوجه يمكن أن يتم تصنيفها من قبل البشر إلى أكثر من تعبير وهذه قضية يتعرض لها الإنسان في الحياة العملية. يبين الشكل (11) نسب التصنيف لكل تعبير ، ونسب التصنيف الخطأ للتعبير المعبر إلى تعابير أخرى، أي تصنيف النظام المقترح للتعبير على أنه تعبير آخر.



الشكل (11) نسب التصنيف لكل تعبير بالنسبة لكل تعبير آخر.

يبين الجدول (7) ال Confusion matrix للنسب المئوية لتصنيف تعابير الوجه لنظام التصنيف.

الجدول (7) مصفوفة confusion matrix لنسب التصنيف.

	Anger	Disgust	Fear	Happiness	Sadness	Surprise	Natural
Anger	100%	0%	0%	0%	0%	0%	0%
Disgust	30%	70%	0%	0%	0%	0%	0%
Fear	30%	10%	60%	0%	0%	0%	0%
Happiness	20%	10%	10%	60%	0%	0%	0%
Sadness	20%	10%	20%	0%	50%	0%	0%
Surprise	0%	10%	10%	0%	0%	80%	0%
Natural	10%	10%	0%	0%	0%	0%	80%

## الاستنتاجات والتوصيات:

### الاستنتاجات:

- 1 صعوبة تجميع صور التعابير لأشخاص من المجتمع الحالي وذلك نظرا للخصوصية والعدد المطلوب من كل شخص. مما اضطرنا للبحث عن قواعد بيانات جاهزة من المواقع الالكترونية.
- 2 صعوبة الحصول على الملخصات والأبحاث المعمولة في هذا المجال فغالبا ما يتم نشر هذه الأبحاث ضمن مواقع يتطلب الاطلاع على الأبحاث المنشورة فيها إلى اشتراك خاص.
- 3 صعوبة الحصول على المراجع العلمية الحديثة للموضوعات العامة الأساسية ذات الصلة بالبحث واقتدار مكتبة الكلية إلى المراجع التخصصية المتعلقة بموضوع البحث.

### التوصيات

- 1 استخلاص عناصر وميزات أخرى من صورة التعبير ودراسة أثر زيادة هذه العناصر على دقة النتائج.
- 2 زيادة عدد صور التعابير التي يتم تدريب الشبكة عليها أي العمل على زيادة قاعدة البيانات.
- 3 استخدام نوع آخر من الشبكات العصبونية للتحقق من صور التعابير وتصنيفها.

### المراجع:

- [1] C. C. Chibelushi , F. Bourel , Facial Expression Recognition: A Brief Tutorial Overview, School of Computing, University, 2002
- [2] S. Moore, R. Bowden , Local binary patterns for multi-view facial expression recognition , / Computer Vision and Image Understanding 115 (2011) 541–558,2011
- [3] K. Mehotra, , C. K. Mohan and S. Ranka, , Self-Organizing Maps (SOMs) , Prentice Hall. pp. 169-187
- [4] Ewa Piatkowska , Facial Expression Recognition System , DePaul University College of Computing and Digital Media , July, 2010 .
- [5] م.رلى عصام مريشة ، د.مريم ساعي ، د.محمد حجازية ، بناء نظام للتحقق غير المباشر من صورة التوقيع اليدوي باستخدام التقنيات الحديثة في معالجة الصورة ، جامعة تشرين ، قسم هندسة الحاسبات و التحكم الآلي ، 2013.

[6] [http://www.kasrl.org/jaffe\\_info.html](http://www.kasrl.org/jaffe_info.html) , 2013 , 1:28 AM