

## Online Face Detection and Recognition in a Video Stream

Maha A. Hasso Al-Ghurery

Manar A. Zidan Al-Abaji

College of Computer Science and Mathematics

University of Mosul, Mosul, Iraq

Received on: 05/12/2012

Accepted on: 03/04/2012

### ABSTRACT

Faces detection and recognition process received considerable attention during the past decade, it is still considered one of the most important studies in the field of Image Processing, Pattern Recognition, and Computer Vision, where it drew the attention of many researchers from both the academic and industrial environments because of the broad scope of its practical applications. Face recognition system is considered as one of the biometric information processing systems that is easy to apply, the necessity of identifying the identity in the areas of security and surveillance systems made face recognition system one of the most important biometric techniques used in the identification of the individual.

In this work a system is designed for Online Face Detection and Recognition depending on multiple algorithms that are: AdaBoost algorithm for the face detection and the two algorithms Principle Component Analysis (PCA) and Linear Discriminate Analysis (LDA) to extract features and use back propagation neural network in recognition.

This system has been applied on a group of people using different numbers of features extracted from the face. Good recognition ratios have been obtained reached (87.5%) relying on the key frame in the calculation of the of recognition ratio and (94%) relying on the outcome of the 25 video frames in the calculation of the of recognition ratio.

The System was implemented using graphical interfaces of Visual Studio C# 2010 Language.

**Keywords:** Face Detection, AdaBoost algorithm, Principle Component Analysis (PCA), Linear Discriminate Analysis (LDA), back propagation neural network.

كشف الوجوه وتمييزها آنياً في تدفق فيديو

منار عبد الكريم زيدان العباي

مهى عبد الرحمن حسو الغريري

كلية علوم الحاسوب والرياضيات، جامعة الموصل

تاريخ قبول البحث: 2013\04\03

تاريخ استلام البحث: 2012\12\05

### المخلص

حظيت عملية كشف الوجوه و تمييزها اهتماما كبيرا خلال العقد الماضي ولا يزال يُعد من أكثر الدراسات أهمية في مجال معالجة الصور والتعرف على الأنماط والرؤيا الحاسوبية إذ انها جذبت انتباه العديد من الباحثين من كلا البيئتين الأكاديمية والصناعية بسبب النطاق الواسع لها في كثير من التطبيقات العملية. ويُعد نظام تمييز الوجه أحد أنظمة معالجة معلومات المقاييس الحيوية العملية التطبيقية أيضاً، وإن ضرورة التعرف على الهوية في مجالات أنظمة الأمن والمراقبة جعلت نظام تمييز الوجه واحداً من أهم تقنيات المقاييس الحيوية المستخدمة في التعرف على هوية الفرد.

تم في هذا العمل تصميم نظام اعتماداً على خوارزميات متعددة لغرض كشف الوجوه وتمييزها بصورة آنية

وهي: خوارزمية AdaBoost لكشف الوجه وخوارزمية تحليل المركبات الأساسية Principle Component

Analysis(PCA) وتحليل التمييز الخطي (LDA) Linear Discriminate Analysis لاستخلاص الميزات واستخدام الشبكة العصبية ذات الانتشار الخلفي Back propagation Neural Network في التمييز .  
تم تطبيق هذا النظام على مجموعة من الأشخاص وباستخدام أعداد مختلفة من الميزات المستخلصة للوجه وتم الحصول على نسب تمييز جيدة بلغت (87.5%) عندما تم الاعتماد على الاطار الرئيس Key Frame في حساب نسبة التمييز و (94 %) عندما تم الاعتماد على محصلة 25 اطار فيديو في حساب نسبة التمييز .  
تمت إجراءات النظام باستخدام الواجهات الرسومية للغة فيجول ستوديو سي شارب 2010 (Visual Studio C# 2010).

**الكلمات المفتاحية:** تمييز الوجه، خوارزمية AdaBoost، خوارزمية تحليل المركبات الأساسية PCA، خوارزمية تحليل التمييز الخطي LDA، شبكة عصبية ذات انتشار عكسي.

### 1. المقدمة

كشف الوجوه وتمييزها تملك العديد من التطبيقات من أهمها: المراقبة بالفيديو، والتحقيقات الجنائية وتطبيقاتها في الطب الشرعي، والخدمات المصرفية الإلكترونية الآمنة، والهواتف النقالة، وبطاقات الائتمان، وتأمين الوصول إلى المباني. وللتعرف على الفرد في مراكز النقل الدولي، والتحكم في الوصول وفي العديد من المجالات الأخرى [1]. وتتكون عملية تمييز الوجه من ثلاث مراحل أساسية هي [2]:

- كشف الوجه.
- التقليل ألبعدي للبيانات (استخلاص الميزات).
- التمييز.

### 1.1 الدراسات السابقة

هناك عدة دراسات سابقة أجريت في مجال كشف الوجه وتمييزه في الصور الثابتة وكذلك في الصور المتحركة من خلال أنظمة مراقبة فيديو ومن أهمها: قام Jing Zhang وآخرون في عام (2008) [3] باقتراح طريقة فعالة لكشف الوجه بالاعتماد على تقنية تحليل المركبات الأساسية وتقنية آلة الدعم الموجه Support Vector Machine (SVM), وهنا الوجه المحتمل يتم اختياره عن طريق ميزة إحصائية وهي توزيع المدرج التكراري, إذ أن كل من منطقة الوجه والمنطقة التي لا تحوي وجه تملك توزيع مدرج تكراري مختلف, ثم يتم استخدام طريقة PCA لتأكيد منطقة الوجه عن طريق تدريبها على 1000 أنموذج لصور وجوه ذات حجم 19\*19 و أخيرا يتم استخدام تقنية SVM للتحقق من الوجه المرشح وقد تم تدريبه أيضاً على نماذج من صور وجوه و أخرى لا تحتوي وجوه, ان عملية دمج طريقة PCA و SVM أعطت اداءً عالياً في عملية كشف الوجه. وقام P. Latha وآخرون عام (2009) [4] باستخدام خوارزمية تحليل المركبات الأساسية لغرض التقليل البعدي لصور الوجه ومن ثم استخدام الشبكة العصبية ذات التغذية الراجعة في عملية التمييز, وتم اختبار هذه الطريقة على صور وجوه من قاعدة بيانات Yale وبينت النتائج ان تمييز الوجه المعتمد على الشبكة العصبية صلب و ذو أداء جيد. كما قام Mayank Agarwal وآخرون عام (2010) [5] باقتراح طريقة لتمييز الوجه تعتمد على خوارزمية تحليل المركبات الأساسية في عملية استخلاص الميزات وتستخدم الشبكات العصبية في عملية التمييز, وبدلاً من استخدام شبكة واحدة لجميع الأشخاص قام الباحث باستخدام شبكات عصبية عددها مساوٍ لعدد الأشخاص الذين يتم تمييز صورهم كل شبكة تدرب لتمييز شخص معين, والقرار النهائي للتمييز يعتمد على الإخراج لجميع الشبكات العصبية.

وقام الباحث Wang-xiaoping عام (2011) [6] بتكوين نظام لكشف الوجه وتمييزه باستخدام المعلومات اللونية لتكوين أنموذج لون الجلد وهي أول مرحلة لتحديد موقع الوجه في الصورة وذلك بعد تحويل فضاء اللون من RGB الى YCrCb, ثم تأتي مرحلة فصل منطقة الجلد عن بقية المناطق بطريقة إحصائية وهي توزيع كاوسيان الثنائي البعد. اما في عملية التمييز فتم استخدام طريقة EigenFaces لاستخلاص الخواص الإحصائية والشبكة العصبية في عملية التصنيف. كما قام الباحثان Tofighi A. و Monadjemi S. A. عام (2011) [7] باقتراح نظام صلب لكشف الوجه وتمييزه, في مرحلة كشف الوجه تم استخدام طريقة التقسيم بالاعتماد على لون الجلد مع خوارزمية AdaBoost لغرض كشف الوجه بدقة عالية, وتمت عملية استخلاص الخواص بواسطة مرشحات جابور Gabor Filters ومن ثم استخدام طريقة تحليل المركبات الاساسية للتقليل البعدي للبيانات, بعدها يتم اختيار الخواص باستخدام طريقة تحليل التمييز الخطي واخيرا استخدام تقنية SVM في عملية التصنيف.

## 2.1 كشف الوجه

كشف الوجه هو تقنية لتحديد الوجه البشري في صورة ما، وهو خطوة هامة في التعرف على الوجه ويُعد واحداً من التطبيقات الأكثر تمثيلاً وأهمية في الرؤيا الحاسوبية. ويمكن القيام به عن طريق وضع علامات في منطقة الوجه يدويا في الصورة الأصلية. ويمكن أيضا أن يتم كشف الوجه حسابيا باستخدام خوارزميات الكشف عن الوجه التي تنفذ عملية بحث عن الوجه وترجع مجموعة من المناطق ذات الاهتمام في الصورة الأصلية التي تحتوي على الوجوه التي تم العثور عليها [2]. يتم تصنيف طرائق كشف الوجه في الصورة إلى أربعة أصناف هي [8]:

### Knowledge Based Methods

#### 1.2.1 طرائق معتمدة على المعرفة

يتم تطوير طرائق كشف الوجه في هذا الأسلوب بالاعتماد على قوانين مشتقة من معرفة الباحثين لوجوه البشر. إذ يتم وضع قوانين بسيطة لوصف الميزات الوجهية والعلاقة بين هذه الميزات، مثلا الوجه في الصورة عادة يحتوي على عيينين متماثلتين مع بعضهما البعض، وانف، وفم، والعلاقات بين الميزات يمكن أن تُمثل بمواقعهم والبعد النسبي بينهم [9].

### Feature Invariant Methods

#### 2.2.1 طرائق الميزات الثابتة

تستخدم هذه الطرائق في إيجاد ميزات وجهية بنيوية لتحديد الوجوه و تعيين موقعها والتي تكون موجودة دائما حتى في حالات تغيير وضعية الوجه أو الإضاءة، وهذه الميزات هي: ميزات وجهية Facial Features، والنسيج Texture، ولون الجلد Skin Color، وميزات متعددة Multiple Features. الميزات الوجهية Facial Features مثل العينين، وحاجبا العينين، والأنف، والفم، وخط الشعر والتي يتم استخلاصها باستخدام طرائق اكتشاف الحواف Edge Detection وبالاعتماد على الميزات المستخلصة يتم بناء نموذج إحصائي لوصف العلاقات بين هذه الميزات و التحقق من وجود الوجه. أما ميزة النسيج Texture فان وجوه البشر تمتلك نسيجاً متميزاً و الذي يمكن أن يستخدم لفصلهم و تمييزهم عن بقية الأشياء. وميزة لون الجلد Skin Color تم استخدامها بوصفها ميزة فعالة في العديد من التطبيقات لكشف الوجه وكذلك لكشف اليد، وقد تم استخدام العديد من فضاءات الألوان لتحديد النقاط التي تمثل الجلد مثل:

RGB(Red,Green,Blue), normalized RGB , HSV(Hue,Saturation,and Value) or HIS (Hue,Saturation,and Intensity), YIQ(Luminance-Chrominance), YCrCb(Luminance-Chrominance), YES,CIE XYZ, CIE LUV.

أما بالنسبة للميزات المتعددة Multiple Features فقد تم مؤخراً اقتراح طرائق تدمج العديد من الميزات واغلب هذه الطرائق تستخدم ميزات عامة مثل لون الجلد أو الشكل لإيجاد الوجوه المرشحة ثم استخدام ميزات محلية مفصلة مثل العينين و الأنف والشعر لتأكيد الوجوه المرشحة [8].

### Template Matching Methods

### 3.2.1 طرائق ملائمة القالب

في ملائمة القالب يتم تكوين أنموذج وجه قياسي (عادة أنموذج وجه أمامي) يُكوّن يدوياً أو باستخدام دالة. فعند إدخال صورة يتم حساب قيم الارتباط Correlation Values مع الانموذج القياسي لكل من محيط الوجه، والعيّنين، والأنف، والفم بصورة مستقلة وبالاعتماد على قيم الارتباط يتم تحديد وجود أو عدم وجود وجه في الصورة. وتتميز هذه الطريقة ببساطتها في التطبيق ولكنها لا تستطيع التعامل بفعالية مع الاختلاف بالحجم و الوضعية و الشكل للوجه. لذا يتم بناء قوالب بأبعاد وأحجام متعددة وقوالب فرعية وأخرى يتم تشويه شكلها لجعل هذه الطريقة غير متأثرة بالحجم و الشكل [8].

### Appearance Based Methods

### 4.2.1 الطرائق المعتمدة على الظهور

وهنا يتم تكوين مجموعة من القوالب (النماذج) عن طريق مجموعة من الصور المدربة وهذه النماذج المتكونة سوف تستخدم في عملية كشف الوجه. وبصورة عامة فان الطرائق المعتمدة على الظهور تعتمد على تقنيات التحليل الإحصائي Statistical Analysis والتعلم الآلي Machine Learning لإيجاد خصائص (ميزات) صور الوجه و صور غير الوجه، من هذه الطرائق تحليل المركبات الأساسية Principal Component Analysis، والشبكات العصبية Network Neural، وآلة الدعم الموجه Support Vector Machine، ونماذج ماركوف المخفية Hidden Markov Model، وخوارزمية التدريب AdaBoost [10].

### Dimension Reduction Techniques

### 3.1 تقنيات التقليل البعدي للبيانات

أدت عمليات تحسين قدرة الحصول على البيانات والكلفة المنخفضة لآلية تخزين البيانات والتطور في تقنيات خزن البيانات وقواعد البيانات إلى نشوء مجموعة بيانات ذات أبعاد عالية. الزيادة في حجم البيانات المتمثلة بعدد النماذج وعدد الميزات أصبحت مشكلة كبيرة لخوارزميات اختيار الميزات إذ أن العديد من هذه الميزات متكررة Redundant وليس لها علاقة بالموضوع Irrelevant والتي تعمل على زيادة حجم فضاء البحث حيث يؤدي بدوره إلى صعوبة إجراء معالجة إضافية على البيانات. تمثل هذه الزيادة في الأبعاد عقبة هامة في تطبيقات التعلم الآلي والتلقيب عن البيانات، فضلاً عن أنها تتطلب مساحة خزنية ووقت معالجة كبيرين لذا نحتاج إلى تقليل الأبعاد عن طريق تقنيات التقليل البعدي.

ان الغرض الرئيسي من تقليل الأبعاد هو لتحسين أداء التصنيف عن طريق إزالة الميزات المكررة والتي ليست لها علاقة بالموضوع، ويمكن أن ينجز بطريقتين هما اختيار الميزات و استخلاص الميزات. اختيار الميزات هي العملية التي لا يتم فيها توليد مجموعة جديدة من الميزات وإنما يتم فقط اختيار مجموعة جزئية من الميزات الأصلية مما يؤدي إلى التقليل البعدي. أما استخلاص الميزات فهي عملية تكوين مجموعة جديدة من الميزات، واستخلاص الميزات هذا يمكن أن يكون عملية مزج (تركيب) خطية أو غير خطية للميزات الأصلية [11].

### Recognition

### 4.1 التمييز

عند إدخال صورة وجه غير معروف إلى مُميّز الوجوه Face Recognizer، يتم مقارنتها مع مجموعة من الوجوه المعروفة التي تم تدريب المُميّز عليها و يتم إرجاع هوية صورة الوجه الأكثر تطابقاً (شبهاً) بالصورة

المدخلة، وعملية المطابقة تقاس عادة باستخدام بعض المقاييس البعدية Distance Metric مثل المسافة الاقليدية [2]. طرائق تمييز الوجه تقسم إلى ثلاثة أنواع [12]:

**1.4.1 الطرائق الشمولية Holistic Methods:** وهي طرائق تستخدم الصورة الأصلية بأكملها كإدخال إلى نظام تمييز الوجه مثل PCA, LDA, ICA وغيرها.

**2.4.1 الطرائق المعتمدة على الميزات Feature Based Methods:** يتم في هذه الطريقة أولاً إيجاد نقاط ميزات محلية مثل العينين، والأنف، والفم، ثم يتم إرسالها إلى المصنف Classifier.

**3.4.1 طرائق هجينة Hybrid Method:** وهي طرائق تستخدم الميزات المحلية بالإضافة إلى منطقة الوجه كاملة في التمييز، وتعطي هذه الطرائق الهجينة أداءً أفضل من استخدام كل طريقة من الطرائق السابقة بصورة منفردة.

## 2. خوارزمية AdaBoost لكشف الوجه

خوارزمية AdaBoost هي خوارزمية جديدة نسبياً اقترحها العالمان Freund و Schapire عام 1997، وهي منحدرة من خوارزمية الأغلبية المرجحة The Weighted Majority Algorithm المقدمة من قبل Littlestone و Warmuth عام 1994، وخوارزمية الدفع بواسطة الأغلبية the Boost-by-Majority Algorithm للعالم Freund عام 1995. تبني جميع هذه الخوارزميات الثلاث مجموعة من المصنفات Classifiers وتستخدم آلية التصويت للتصنيف [13].

تعتمد خوارزمية AdaBoost على ثلاث أساسيات مهمة وهي [14]:

➤ تمثيل جديد للصورة يسمى بالصورة المتكاملة (التامة) Integral Image والذي يسمح للميزات المستخدمة من قبل الكاشف أن تُحسب بسرعة عالية، إذ لا يعمل نظام الكشف هذا بصورة مباشرة مع نقاط الصورة وإنما يستخدم مجموعة من الميزات تسمى ميزات النوافذ المستطيلة أو Haar-like Features. ولغرض حساب هذه الميزات بسرعة عالية وبأحجام عديدة At Many Scales تم تقديم هذا التمثيل الجديد للصورة والذي يمكن حسابه من الصورة الأصلية عن طريق مجموعة عمليات تجرى لكل نقطة فيها، وعند حساب الصورة المتكاملة فإن عملية حساب أي من الميزات Haar-like Feature وعند أي موقع وبأي حجم تتم بزمن ثابت Constant Time.

➤ يتم بناء مصنف بسيط وفعال عن طريق اختيار عدد قليل من الميزات المهمة من مجموعة كبيرة من الميزات المحتملة باستخدام خوارزمية التدريب AdaBoost، داخل أي نافذة جزئية Sub Window في الصورة فإن العدد الكلي لميزات الـ Haar-like يكون كبيراً جداً، ولغرض ضمان عملية تصنيف سريعة فإن عملية التدريب يجب أن تستبعد أغلبية الميزات المتوفرة وتركز على مجموعة صغيرة من الميزات الحساسة. ينجز اختيار الميزة باستخدام خوارزمية التدريب AdaBoost Learning Algorithm عن طريق جعل كل مصنف ضعيف يعتمد فقط على ميزة واحدة، ونتيجة لذلك فإن كل مرحلة من عملية الدفع Boosting Process يتم اختيار مصنف ضعيف جديد وتظهر هذه العملية كأنها عملية اختيار ميزة جديدة.

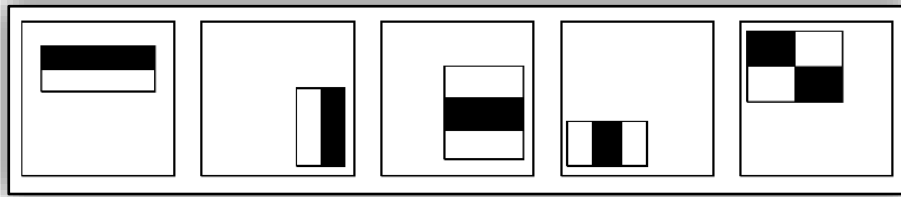
➤ ربط مجموعة المصنفات الفعالة في سلسلة Cascade Structure والذي يعمل على زيادة سرعة الكاشف بصورة ديناميكية، إذ انه يعمل على إهمال مناطق الصورة التي لا تحتوي وجه (الخلفية) بالمراحل الأولى من السلسلة وتبقى المناطق المحتمل وجود الوجه فيها لتدخل معالجات إضافية خلال المراحل التالية من السلسلة.

## Features

## 1.2 الميزات

تصنف الصور في خوارزمية AdaBoost بالاعتماد على قيمة ميزات بسيطة. وان سبب استخدام الميزات بدلا من استخدام نقاط الصورة بشكل مباشر هو أن النظام المعتمد على الميزة Feature-Based System يعمل أسرع بكثير من النظام المعتمد على النقطة Pixel-Based System.

وتم استخدام ثلاثة أنواع من الميزات في هذه الطريقة تدعى بميزات النوافذ المستطيلة او Haar-like Features، الميزة الأولى هي ميزة النافذة ذات المستطيلين Two-rectangle Feature، قيمة هذه الميزة تحسب من خلال الفرق بين مجموعي النقاط داخل منطقتي المستطيلين. أما الميزة الثانية فهي ميزة النافذة ذات الثلاثة مستطيلات Three-rectangle Feature ويتم حساب قيمتها عن طريق حساب مجموع النقاط داخل المستطيلين الخارجيين ويتم طرحهم من مجموع النقاط للمستطيل الوسطي. أما الميزة الثالثة فهي ميزة النافذة ذات الأربعة مستطيلات Four-rectangle Feature وتحسب قيمتها من خلال حساب الفرق بين مجموع نقاط الأزواج القطرية للمستطيلات. علماً ان مناطق المستطيلات في كل ميزة لها نفس الحجم والشكل، وأما تكون متجاورة بشكل أفقي أو عمودي. الشكل (1) يوضح الميزات المستطيلة التي استخدمها العالمان Viola and Jones [14].



الشكل (1) نوافذ الميزات المستطيلة المستخدمة من قبل العالمان Viola and Jones

## Integral Image

## 2.2 الصورة المتكاملة (التامة)

إن الميزات المستطيلة يمكن أن تُحسب بطريقة سريعة باستخدام تمثيل وسطي جديد للصورة يسمى الصورة المتكاملة. ويحسب مفهوم الصورة المتكاملة الميزات باستخدام عدد قليل من العمليات، وهذا يجعلها بالفعل أسرع مقارنة مع غيرها من الخوارزميات.

قيمة الصورة المتكاملة عند الموقع  $x,y$  هي عبارة عن مجموع قيم النقاط التي تقع أعلى ويسار الموقع  $x,y$  من الصورة الأصلية والشكل (2) يوضح الصورة الأصلية والصورة المتكاملة المكافئة لها، والمعادلة (1) توضح العملية :

$$ii(x,y) = \sum_{x' \leq x, y' \leq y} i(x',y') \quad \dots \dots (1)$$

إذ أن:

$ii(x,y)$  هي الصورة المتكاملة.

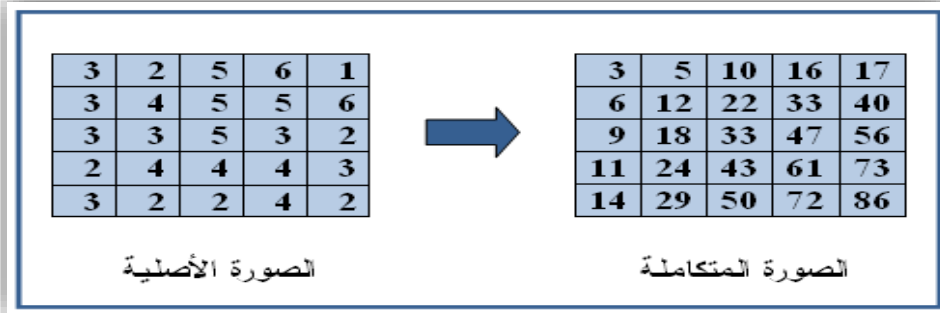
$i(x',y')$  هي الصورة الأصلية.

و باستخدام المعادلتين (2) و(3) وبصورة متكررة لكل نقطة فان الصورة المتكاملة يمكن أن تحسب بخطوات ايسط واقصر على الصورة الأصلية:

$$s(x, y) = s(x, y - 1) + i(x, y) \quad \dots \dots (2)$$

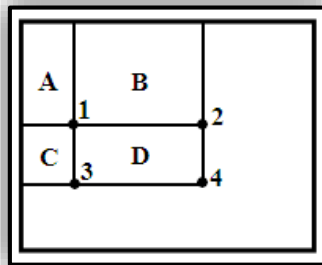
$$ii(x, y) = ii(x - 1, y) + s(x, y) \quad \dots \dots (3)$$

إذ أن  $s(x, y)$  يمثل مجموع السطر التراكمي  $ii(-1, y)=0$  ،  $s(x, -1)=0$  ، The cumulative row sum



الشكل (2) الصورة الأصلية والصورة المتكاملة المكافئة لها

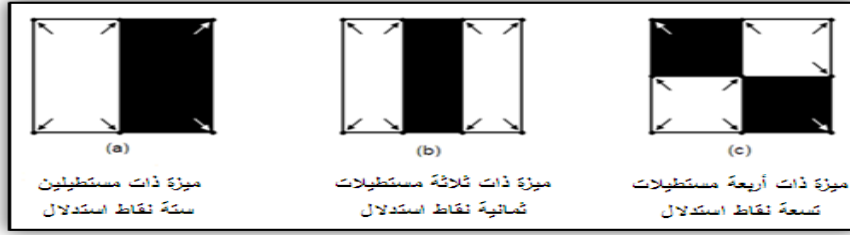
وباستخدام الصورة المتكاملة فان مجموع أي مستطيل يمكن أن يحسب باستخدام أربع نقاط استدلال Four References Points، والشكل (3) يوضح طريقة حساب مجموع نقاط المستطيل من خلال الصورة المتكاملة.



الشكل (3) طريقة حساب مجموع نقاط المستطيل من خلال الصورة المتكاملة

وفيه إذا أردنا حساب مجموع النقاط داخل المنطقة D. فان قيمة الصورة المتكاملة Integral Image في الموقع 1 هو مجموع النقاط في المستطيل A. والقيمة في موقع 2 هو A+B، وفي موقع 3 هو A+C، وعند موقع 4 هو D + C + A + B. ومجموع النقاط داخل المنطقة D يمكن حسابه (2+3)-4+1.

أما بالنسبة للميزات المستخدمة في تقنية كشف الوجه والتي تتكون من مستطيلات متجاورة، فلحساب قيمة الميزة ذات المستطيلين نحتاج إلى ست نقاط استدلال، وقيمة الميزة ذات الثلاثة مستطيلات تحتاج إلى ثمان نقاط استدلال لحسابها، وتسع نقاط استدلال في حالة حساب قيمة الميزة ذات الأربعة مستطيلات، والشكل (4) يوضح عدد المصادر لحساب كل منها [14].



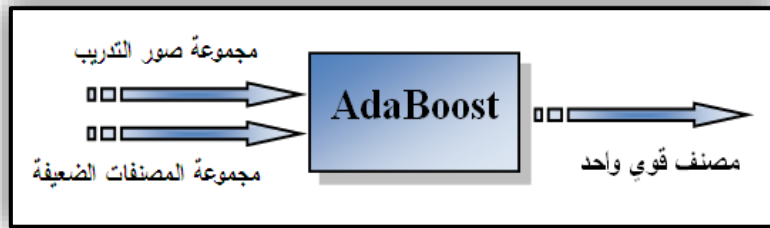
الشكل (4) عدد نقاط الاستدلال لحساب قيمة كل نوع من الميزات المستطيلة، الزوايا المؤشرة بالأسهم تمثل نقاط الاستدلال التي تحتاجها الطريقة لحساب الميزة

### 3.2 التدريب باستخدام خوارزمية AdaBoost

إن استخدام الميزات المستطيلة بأحجام ومواقع مختلفة من نافذة البحث يؤدي إلى توليد عدد كبير جداً من هذه الميزات في كل نافذة بحث، وسيكون حساب كل هذه الميزات مكلفاً جداً لذا يتم اختيار مجموعة صغيرة من هذه الميزات لتشكيل المصنف الفعال (القوي) عن طريق دمج خطي لتلك الميزات المختارة وذلك باستخدام خوارزمية التدريب AdaBoost [15].

تستقبل خوارزمية التدريب AdaBoost مجموعة من نماذج مجاميع التدريب Training-Set بعضها يحوي وجه وبعضها الآخر لا يحوي وجه وهذه النماذج تكون مؤشرة Labeled إذ يتم إعطاء (0) لأنموذج التدريب الذي لا يحوي وجهاً في حين يعطى (1) لأنموذج التدريب الذي يحوي وجهاً، كما يتم تهيئه الأوزان الابتدائية لنماذج التدريب إذ أن نماذج التدريب التي لا تحوي وجهاً يتم إعطاؤها وزن  $W=1/2m$ ، حيث  $m$  تمثل عدد نماذج التدريب التي لا تحوي وجهاً في حين أن نماذج التدريب التي تحوي وجهاً يتم إعطاؤها وزن  $W=1/2L$  وتمثل  $L$  عدد نماذج التدريب التي تحوي صورة وجه.

كما تستقبل خوارزمية التدريب AdaBoost مجموعة المصنفات الضعيفة (ميزة مستطيلة/ حد عتبة)، فإذا كان عدد نماذج صور التدريب الكلي  $N$ ، وعدد الميزات المستطيلة المستخدمة  $K$ ، فإن عدد المصنفات الضعيفة سيكون مساوياً لـ  $KN$ ، حيث أن كل ميزة مستطيلة واحدة لها حد عتبة مختلف مع كل صورة من صور التدريب بحيث تصنف تلك الصورة إلى وجه في حالة احتوائها على صورة وجه أو إلى لا يوجد وجه في حالة عدم احتوائها على وجه بنسبة 100%، والشكل (5) يوضح إداخلات خوارزمية AdaBoost [14].

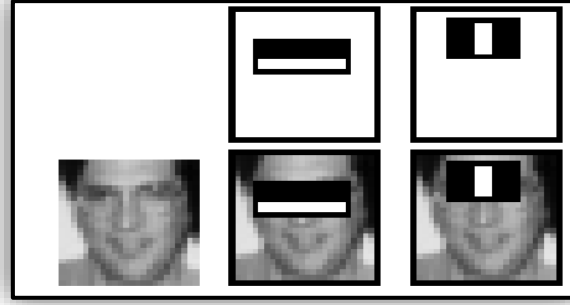


الشكل (5) ادخالات خوارزمية AdaBoost

يتم في كل دورة اختيار مصنف ضعيف ذو اقل نسبة خطأ من بين عدد كبير من المصنفات الضعيفة، ويستخدم كل مصنف ضعيف ميزة مستطيلة واحدة والتي تفصل نماذج التدريب التي تحتوي وجه (Positive) عن نماذج التدريب التي لا تحتوي وجه (خلفية) (Negative) بشكل جيد، ويتم تحديد قيمة حد العتبة المثالي لكل ميزة



والتي عن طريقها لا يتم تصنيف عدد قليل فقط من نماذج التدريب بشكل صحيح، وهذه العملية تكرر في كل دورة. والمصنف النهائي والذي يسمى المصنف القوي Strong Classifier يُكوّن من خلال عملية دمج خطية موزونة للمصنّفات الضعيفة التي تم اختيارها [15]. والشكل (6) يبين أول ميزتين تم اختيارهم من قبل خوارزمية التدريب AdaBoost لكشف الوجه إذ تركز الميزة الأولى على خاصية أن منطقة العينين عادة تكون أكثر ظلاماً من المنطقة التي تقع تحتها أي منطقة الأنف و الوجنتين اما الميزة الثانية المختارة فتعتمد خاصية أن العينين أكثر ظلاماً من قسبة (جسر) الأنف [14].



الشكل (6) اول ميزتين تم اختيارهم من قبل خوارزمية التدريب AdaBoost عند تطبيقها من قبل العالمان Viola and Jones لكشف الوجه

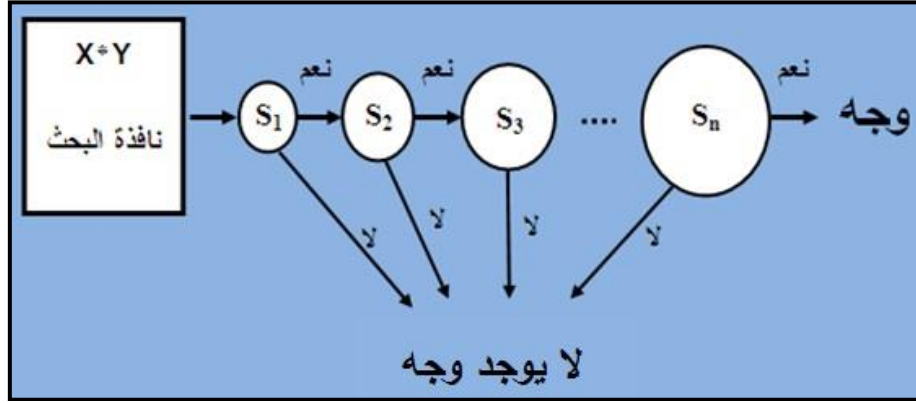
#### Cascade of Classifiers

#### 4.2 سلسلة المصنّفات

تحتوي كل صورة يتم معالجتها عدداً كبيراً من نوافذ البحث والتي يتم اختبارها الواحدة تلو الأخرى لكشف وجود أو عدم وجود وجه فيها، وبما أن اغلب نوافذ البحث هذه لا تحتوي وجهاً ولزيادة سرعة الكاشف بصورة ديناميكية يجب أن يتم إهمال نوافذ البحث التي لا تحتوي وجه في وقت مبكر، وللقيام بذلك تُدمج مجموعة من المصنّفات الفعالة بسلسلة Cascade، حيث تتكون هذه السلسلة من مجموعة من المراحل وكل مرحلة تحتوي مصنف فعال لتصنيف نوافذ البحث إما إلى وجه أو لا يوجد وجه.

تحتوي المراحل الأولى من السلسلة على عدد قليل من المصنّفات الضعيفة وتُقيّم فيها نوافذ البحث بصورة سريعة جداً، يتم في هذه المراحل إهمال عدد كبير من نوافذ البحث التي يتم تصنيفها بأنها لا تحتوي وجه، أما نوافذ البحث التي يشتبه بأنها تحتوي وجهاً يتم إرسالها إلى المراحل التالية لإجراء معالجات إضافية عليها، والمراحل التالية تكون أكثر تعقيداً لأنها تحتوي على عدد أكبر من المصنّفات الضعيفة كما أنها تستخدم لتقليل نسبة الكشف الخاطئ.

وهكذا فان جزء الصورة داخل نافذة البحث يصنف كوجه Face إذا تم تصنيف نافذة البحث هذه في كل مراحل السلسلة بأنها وجه، وفي الوقت نفسه إذا تم تصنيف جزء الصورة داخل نافذة البحث في أي مرحلة من المراحل بأنها لا يوجد وجه فيتم مباشرة إهمال نافذة البحث هذه أي أنها لا تدخل معالجة إضافية من قبل بقية المراحل، ويتم اخذ نافذة بحث أخرى تضم جزءاً جديداً من الصورة. الشكل (7) يوضح طريقة عمل سلسلة المصنّفات الفعالة [15].



الشكل (7) طريقة عمل سلسلة المصفنات الفعالة

### Principle Component Analysis (PCA)

### 3. تحليل المركبات الأساسية

تحليل المركبات الأساسية هي تقنية قياسية تستخدم في تمييز الأنماط و معالجة الإشارة، وهي طريقة إحصائية تستخدم لتقليل أبعاد البيانات ولاستخلاص الميزات والتي تُعد خطوة أساسية في تمييز الوجوه [16]. تنطوي عملية تحليل المركبات الأساسية على إجراء رياضي يقوم بتحويل عدد من المتغيرات المترابطة إلى عدد من المتغيرات غير المترابطة تسمى بالمركبات الأساسية، وترتبط هذه المركبات بالمتغيرات الأصلية عن طريق تحويل متعامد Orthogonal transformation ويُعرّف هذا التحويل بطريقة بحيث أن أول مركبة أساسية تملك أعلى تباين وثاني مركبة أساسية تملك ثاني أعلى تباين وهكذا. لـ PCA تسميات عديدة بالاعتماد على ميدان تطبيقها منها:

Karhunen-Loe've Transform (KLT), The Hotelling Transform or Proper Orthogonal Decomposition.

يتم رياضياً إيجاد المركبات الأساسية لتوزيع الوجوه باستخدام طريقة Eigen Face إذ يتم أولاً إيجاد متجهات الايكن Eigen Vectors لمصفوفة التباين لمجموعة من صور الوجوه المستخدمة في التدريب ثم يتم ترتيبها تنازلياً حسب قيم الايكن لها Eigen Values، ومن ثم تحديد قيمة معينة كحد عتبة حيث يتم اهمال متجهات الايكن التي تكون قيم الايكن لها اقل من حد العتبة، بعد ذلك يتم تخطيط صور الوجوه الى مجموعة متجهات الايكن التي تم اختيارها للحصول على مجموعة تسمى بـ Eigen Faces والتي تعد مجموعة من الميزات وتوصف معاً الاختلاف بين صور الوجوه المستخدمة في التدريب، حيث أن كل صورة وجه تسهم بمقدار معين في تكوين الـ Eigen Faces كما أن عددها مساوياً لعدد صور الوجوه المستخدمة في التدريب.

الفائدة الرئيسية من الـ PCA هي أن طريقة الـ Eigen Face تساعد بتقليل حجم قاعدة البيانات المطلوبة لتمييز صورة الوجه المدخلة في عملية الاختبار. إذ لا يتم خزن الصور المستخدمة في التدريب مباشرة وإنما يتم خزن متجهات أوزانها التي يتم إيجادها عن طريق إسقاط كل واحدة من الصور المستخدمة في التدريب إلى مجموعة من الـ Eigen Faces التي تم حسابها. ويتم إسقاط صورة الوجه المدخلة في الاختبار إلى مجموعة الـ Eigen Faces نفسها ويتم حساب متجه أوزانها ومن ثم مقارنتها بمتجهات الأوزان المخزونة في قاعدة البيانات للحصول على أفضل تطابق [17].

لفرض ان مجموعة صور الوجوه المستخدمة في التدريب هي  $I_1, I_2, I_3, \dots, I_M$ ، وكل صورة وجه هي عبارة عن مصفوفة ثنائية البعد  $(n \times m)$  فانه [18]:

- يتم تحويل كل صورة وجه في مجموعة التدريب الى متجه Vector ذو بعد  $(nm*1)$ .
- تكوين المصفوفة الثنائية  $T$ ،  $T=[X_1, X_2, X_3, \dots, X_M]$ ، ذات أبعاد  $(N*M)$  تضم جميع صور الوجوه المستخدمة في التدريب، عدد الأعمدة في المصفوفة  $T$  مساويا لعدد صور الوجوه  $(M)$  وكل عمود  $X_i$  يمثل متجه قيم لصورة الوجه  $i$  من مجموعة التدريب، أما عدد السطور في المصفوفة  $T$  فيكون مساويا لطول المتجه أي أن  $N=n*m$ .

- حساب متجه الوجه المعدل (الصورة التي تمثل المعدل لجميع صور الوجوه المستخدمة في التدريب) والذي يكون أيضا ذا بعد  $(nm*1)$  من خلال المعادلة (4)

$$\mu = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M X_i \quad \dots \dots \dots (4)$$

- طرح متجه الوجه المعدل من كل متجه من متجهات صور الوجوه في الموجودة في المصفوفة  $T$  بتطبيق المعادلة (5)

$$P_i = X_i - \mu \quad , i = 1, 2, \dots, M \quad \dots \dots \dots (5)$$

- الناتج من هذه العملية ستكون المصفوفة الثنائية  $A$  ذات بعد  $(N*M)$  وكل عمود  $i$  فيها يمثل المتجه  $i$  الناتج من الخطوة السابقة،  $A=[P_1, P_2, P_3, \dots, P_M]$

- حساب مصفوفة التباين  $S$  والتي تكون ذات أبعاد  $(nm*nm)$  من المعادلة (6)

$$S = A \cdot A^T \quad \dots \dots \dots (6)$$

- بعد إيجاد متجهات الايكن  $U_i$  لمصفوفة التباين  $S$ ، يتم ترتيبها تنازليا بالاعتماد على قيم الايكن Eigen Values التابعة لها، ويتم اخذ  $d$  من متجهات الايكن التي تحمل أعلى قيم للأيكن لاستخدامها في الخطوة الآتية.

- يتم إيجاد متجهات أوزان كل صورة وجه مستخدمة في التدريب عن طريق إسقاط كل منها على مجموعة متجهات الايكن التي تم أخذها من خلال المعادلة (7)

$$W_i = U_i^T * P \quad \dots \dots \dots (7)$$

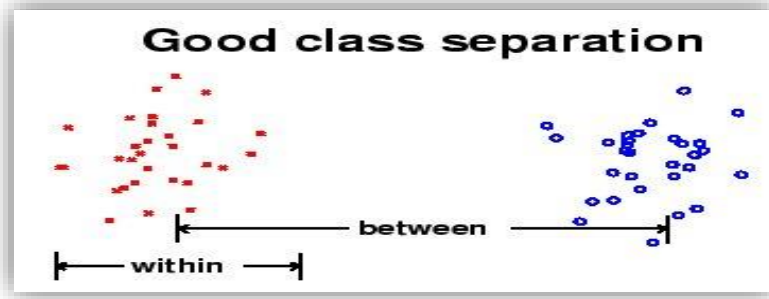
إذ أن  $i=1, 2, \dots, d$ ، و  $P$  تمثل صورة وجه بعد طرح الوجه المعدل منه.

- بعد تطبيق المعادلة (7) على كل صور الوجوه المستخدمة في التدريب فان الناتج سيكون أن كل صورة وجه سوف يتم تمثيلها بمتجه أوزان  $[W_1, W_2, \dots, W_d]$  يحوي عدد من القيم مساوي لعدد متجهات الايكن التي تم اختيارها  $(d)$  والتي سيتم خزنها في قاعدة البيانات لاستخدامها فيما بعد في عملية التصنيف.

- أما في مرحلة الاختبار فيتم إدخال صورة الوجه المراد تصنيفها  $Test\_im$  والتي تكون أيضا ذات أبعاد  $(n*m)$  و تحول إلى متجه أحادي ذي بعد  $(nm*1)$  ومن ثم يطرح منه الوجه المعدل الذي تم حسابه وفق المعادلة (4) وأخيرا يتم إسقاطها على متجهات الايكن نفسها التي تم اختيارها للحصول على متجه أوزان صورة الوجه التي يتم اختبارها من خلال المعادلة (7).

#### 4. تحليل التمييز الخطي (Linear Discriminate Analysis(LDA))

هي طريقة تقليدية في تمييز الوجوه وهي طريقة فعالة في عملية التصنيف لأنها من الطرائق الخطية للتقليل ألبعدي للبيانات، تسعى خوارزمية تحليل التمييز الخطي إلى إيجاد المتجهات التي تزيد التباين بين الأصناف المختلفة (Between-Class Scatter Matrix(SB)، بينما تقلل التباين بين أفراد الصنف الواحد (-Within-Class Scatter Matrix(SW). أي أنها تجمع (تقارب بين) الصور التابعة للصنف نفسه وتصل الصور التابعة للأصناف المختلفة. (Within-Class Scatter Matrix (SW) وتسمى أيضا Intra-Personal والتي تمثل التباينات في الظهور للشخص نفسه والنتيجة بسبب اختلاف الإضاءة أو التعابير الوجهية بينما Between-Class Scatter Matrix(SB) والتي تسمى بـ Extra-Personal فإنها تمثل التباينات في الظهور بسبب اختلاف الهوية (الشخص)، والشكل (8) يوضح الفصل الجيد بين الأصناف المختلفة وداخل الصنف الواحد.



الشكل (8) يبين الفصل الجيد بين الأصناف المختلفة وداخل الصنف الواحد

ونتيجة لـ LDA يتم تكوين متجه أوزان لكل صورة وجه سواء كان ضمن مجموعة التدريب أو لصورة الوجه الجديدة (المستخدمة في الاختبار) ، متجه الأوزان هذا يتم تكوينه عن طريق متجهات الايكن لـ  $SW^{-1}SB$  والتي تسمى بالـ Fisher Faces [19].

لنفرض أن عدد صور الوجوه في مجموعة التدريب (N) وهذه الصور تقع ضمن (K) من الأصناف المختلفة (أشخاص مختلفين)  $X_1, X_2, \dots, X_K$ ، وكل صنف (شخص) فيه  $N_j$  من صور الوجوه، والمتغير  $x_{ji}$  يمثل متجه الصورة i ضمن الصنف j، إذ أن  $i=1,2,\dots,N_j$   $j=1,2,\dots,K$  [20][21]:

- يتم تحويل صور الوجوه المستخدمة في التدريب من مصفوفات ثنائية الى متجهات أحادية.

- حساب متجه الوجه المعدل  $\mu_j$  The Sample Mean Vector و مصفوفة التباين The Covariance

$S_j$  Matrix للصنف j،  $j=1\dots K$  وفق المعادلات (8) و(9)

$$\mu_j = \frac{1}{N_j} \sum_{i=1}^{N_j} x_{ji} \quad \dots \dots \dots (8)$$

$$S_j = \frac{1}{N_j} \sum_{i=1}^{N_j} (x_{ji} - \mu_j) (x_{ji} - \mu_j)^T \quad \dots \dots \dots (9)$$

إذ أن:

$N_j$  يمثل عدد صور الوجوه في كل صنف.

$x_{ji}$  يمثل متجه الصورة i ضمن الصنف j.

$\mu_j$  يمثل متجه الوجه المعدل.

- حساب مصفوفة التباين (The Within-Class Covariance Matrix (Sw) وفق المعادلة (10)

$$S_w = \sum_{j=1}^K P(K_j) S_j \quad \dots \dots \dots (10)$$

إذ أن:

The Prior Class Probability  $p(K_j)=1/K$  ويمثل احتمالية سابقة للصنف  $j$   
 $K$  يمثل عدد الأصناف (الأشخاص)

▪ يتم حساب إجمالي الوجه المعدل  $\mu$  The Overall Mean وفق المعادلة (11)

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^K \sum_{i=1}^{N_j} x_{ji} = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^K N_j \mu_j \quad \dots \dots \dots (11)$$

إذ أن  $N$  يمثل عدد الصور الكلي في مجموعة التدريب

▪ حساب مصفوفة التباين  $SB$  The Between-Class Covariance Matrix من خلال المعادلة (12)

$$SB = \sum_{j=1}^K P(K_j) (\mu_j - \mu) (\mu_j - \mu)^T \quad \dots \dots \dots (12)$$

إذ أن  $\mu$  يمثل إجمالي الوجه المعدل

▪ يتم إيجاد متجهات الايكن للمصفوفة الثنائية الناتجة من المعادلة (13)

$$W = \frac{SB}{SW} \quad \dots \dots \dots (13)$$

▪ حساب متجه الأوزان لكل صورة وجه ضمن مجموعة التدريب ولصور الوجوه المستخدمة في الاختبار وفق

المعادلات (14) و (15)

$$\text{Training\_Vector} = W^T \cdot \text{Image\_Train\_Vector} \quad \dots \dots \dots (14)$$

$$\text{Test\_Vector} = W^T \cdot \text{Image\_Test\_Vector} \quad \dots \dots \dots (15)$$

## Back Propagation Network

## 5. شبكة الانتشار الخفي

وهي شبكة تعلم بإشراف [22]، تم اكتشافها من قبل عدد من الباحثين وهم (Hinton, Williams) في العام 1986 و (Rumhart McClellands) في العام 1988 ولقد لعبت دوراً رئيساً في إعادة بروز الشبكات العصبية الاصطناعية بوصفها أداة لحل الكثير من المشاكل على نطاق واسع [23].

الفكرة العامة لهذه الشبكة هو استخدام الانحدار التدريجي للخطأ في تحديث الأوزان لتقليل مربع الخطأ بين قيم الاخراجات للشبكة وقيم اخراجات الهدف، إذ يتم استخدام مقدار الخطأ الناتج بقوانين التحديث لتغيير الأوزان عند كل طبقة Layer من الشبكة ابتداءً من طبقة الإخراج وانتهاءً بطبقة الإدخال ولذلك سميت بشبكة الانتشار الخفي، وقد تم اختيارها مصنعاً في النظام المقترح بسبب بساطتها وقدرتها في التعرف على نمط تحت إشراف [22].

### 5.1 خوارزمية تعليم شبكة الانتشار الخفي

إن عملية تعليم (تدريب) شبكة الانتشار الخفي تمر بالمراحل التالية [24]:

## Forward Propagation

## أ. مرحلة الانتشار الأمامي

تنتشر الإشارة الداخلة من طبقة الإدخال Input Layer خلال الطبقة (الطبقات) المخفية وصولاً إلى طبقة الإخراج Output Layer. خلال مرحلة الانتشار الأمامي من معالجة الإشارة فان قيمة الوزن وقيمة عامل الانحياز للشبكة يبقى ثابتاً والحالة لكل طبقة من الخلية فقط تؤثر على الطبقة التالية لها من الخلية. وفي حالة عدم تحقيق الإخراج المطلوب Target عند طبقة الإخراج يتم التحويل إلى الانتشار الخلفي لنشر إشارة الخطأ The Error Signal.

## Back Propagation

## ب. مرحلة الانتشار الخلفي (التغذية العكسية)

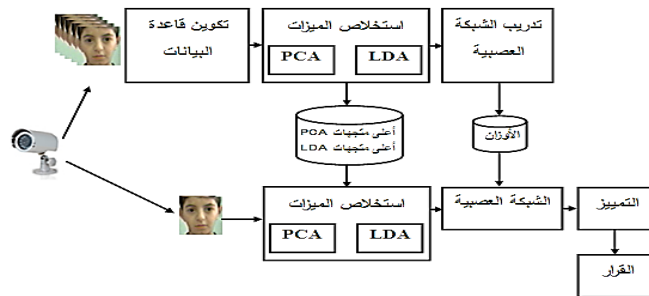
يدعى الفرق بين الإخراج الحقيقي للشبكة والإخراج المطلوب (Target) ب إشارة الخطأ Error Signal. تنتشر في هذه المرحلة إشارة الخطأ من طبقة الإخراج إلى طبقة الإدخال طبقة بعد أخرى، كما تُعدّل قيمة الأوزان للشبكة باستخدام قيمة الخطأ الراجع. وتستمر عملية تعديل الأوزان وقيمة عامل الانحياز لجعل الإخراج الحقيقي للشبكة مساوياً تقريباً للإخراج المطلوب.

## The Proposed System

## 6. النظام المقترح

إن فكرة عمل النظام المقترح هو تمييز الأشخاص ومعرفة هويتهم في حالة وجودهم في قاعدة بيانات النظام (مدرب عليهم) فضلاً عن تمييز الأشخاص الذين لا يملكون صوراً لهم في قاعدة البيانات (غير المدرب عليهم) بوصفهم أشخاصاً غريبين وذلك من خلال عملية كشف وتمييز وجوه الأشخاص التلقائي. إذ يعتمد نظام المراقبة المقترح على تدفق فيديو حي live video يتم الحصول عليه من كاميرا مراقبة. يتكون النظام من أربع مراحل رئيسية:

1. مرحلة تكوين قاعدة البيانات حيث تتم بصورة آنية. فعند تفعيل هذه المرحلة يتم الحصول على تدفق فيديو حي وتبدأ خوارزمية الكشف بالعمل ويتم تحديد موقع الوجه للشخص الواقف أمام الكاميرا واستقطاع صورة الوجه وخبزنها فضلاً عن معلومات أخرى مثل اسم الشخص وعمره ورقم الصورة المأخوذة.
2. مرحلة استخلاص الميزات ويتم فيها تحميل الصور التي تم أخذها للأشخاص وتطبيق خوارزمية تحليل المركبات الأساسية ثم تليها تطبيق خوارزمية تحليل التمييز الخطي عليها لاستخلاص الميزات منها ويتم خزن الناتج في ملفات نصية.
3. مرحلة تدريب الشبكة العصبية على الميزات التي تم استخلاصها من صور الوجوه.
4. مرحلة التمييز وتكون بصورة آنية. فعند تفعيلها تبدأ خوارزمية الكشف والشبكة العصبية بالعمل وبمجرد وقوف الشخص أمام الكاميرا يتم تحديد موقع وجهه واستخلاص الميزات منه وإدخالها إلى الشبكة العصبية لغرض استرجاع معلوماته المخزنة والمتمثلة باسم الشخص وعمره. والشكل (9) يوضح مخطط النظام المقترح.



الشكل (9) مخطط النظام المقترح

## 7. النتائج

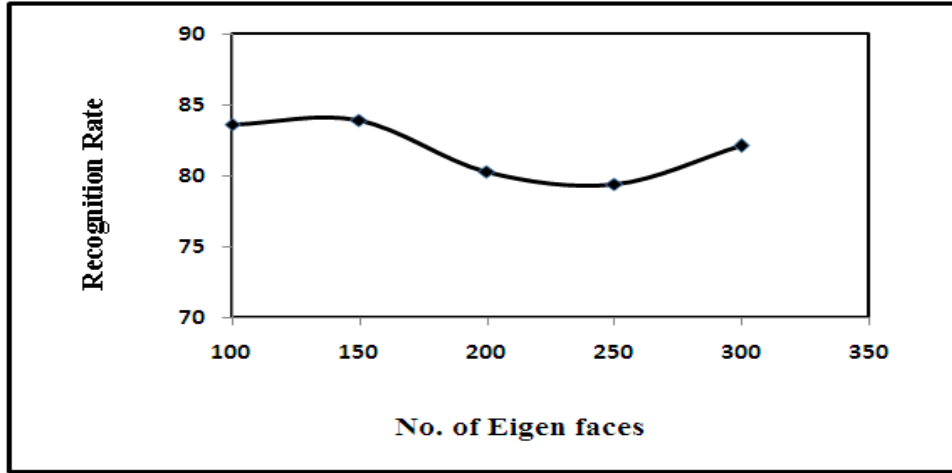
تم إجراء العديد من التجارب لبيان نتائج تطبيق النظام المقترح، وقد تم في البداية إجراء التجربة الأولى على التدفق الفيديوي الحي وفيها تم حساب نسبة التمييز بالاعتماد على 12 Frame من كل ثانية على اعتبار انه الإطار الرئيس Key Frame (كل ثانية تحوي 25 إطاراً Frame). أما التجربة الثانية والتي تم إجراؤها أيضاً على التدفق الفيديوي الحي ولكن بطريقة حساب نسبة التمييز فيها لا تعتمد على إطار رئيس وإنما على محصلة الـ 25 إطاراً. أي يتم اخذ اسم الشخص الأكثر تكراراً خلال الـ 25 إطاراً.

## 1.7 التجربة الأولى:

تم تطبيق طريقة التمييز المقترحة بصورة آتية على التدفق الفيديوي الحي، إذ تم اخذ صور لمجموعة من الأشخاص البالغ عددهم (10) شخص، وتم اخذ (40) صورة لكل منهم وخزنها لتكوين قاعدة البيانات وتمت عملية اخذ الصور بصورة آتية وبكاميرا المراقبة المستخدمة في التمييز نفسها، وتم في هذه التجربة الاعتماد على الاطار الرئيس في حساب نسبة التمييز.

## ❖ نتائج تطبيق الـ PCA + NN

تم حساب نسب التمييز في حالة استخدام طريقة تحليل المركبات الأساسية وحدها في استخلاص الخواص والشبكة العصبية في التمييز وبالاعتماد على الإطار الرئيس، فعند اخذ 100 من متجهات الايكن ذات الاعلى Eigen Values كانت نسبة التمييز 83.6%، وعند اخذ 150 من متجهات الايكن ارتفعت نسبة التمييز الى 83.9%، وانخفضت هذه النسبة الى 80.3% ثم الى 79.4% عندما تم اخذ 200 و 250 على التوالي من متجهات الايكن، وعند اخذ 300 من متجهات الايكن ارتفعت النسبة الى 82.1%. وأن نسب التمييز عند عدد متجهات الايكن (100, 150, 200, 250, 300) على التوالي موضحة بالشكل (10):



الشكل (10) نسب التمييز الآتية لطريقة PCA+NN في التجربة الأولى

## ❖ نتائج تطبيق الـ PCA +LDA+NN

تم حساب نسبة التمييز في حالة اختيار (100, 150, 200, 250, 300) على التوالي من متجهات الايكن في الـ PCA، ولكل حالة تم اختيار قيم معينة من متجهات الايكن في الـ LDA وتم حساب نسبة التمييز في كل حالة وتوضيحها بالجدول (1).

جدول (1) نتائج التمييز الآتي لطريقة PCA+LDA+NN في التجربة الاولى

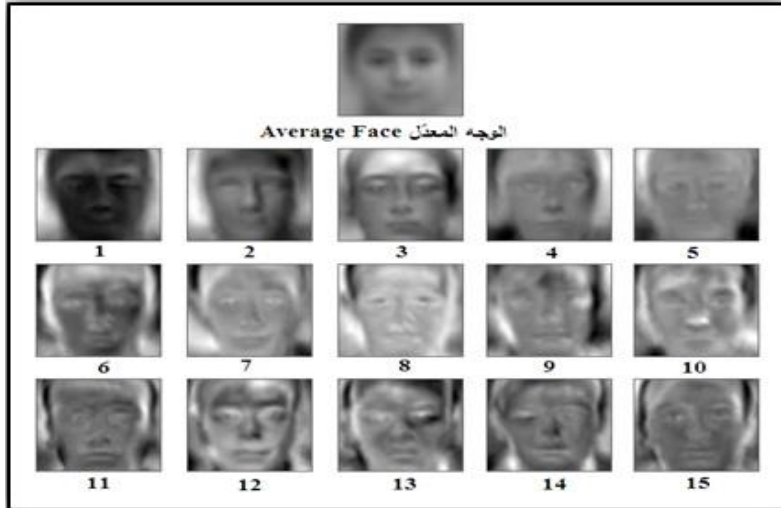
PCA	LDA	نسبة القبول الخاطئ	نسبة الرفض الخاطئ	وجه مكان آخر	نسبة التمييز الصحيح
100	25	9.0312	8.0313	2.125	80.8125
	50	5.4687	6.25	0.7812	87.5
	75	7.0312	4.6875	0.7812	87.5
	100	8.5937	4.6875	0.7812	85.9375
150	50	11.7647	3.6764	1.4705	83.0882
	100	8.5937	2.3437	2.3437	86.7187
	150	11.4503	1.5267	0.0	87.0229
200	50	7.7521	3.5503	3.8759	84.8217
	100	8.5938	5.3437	3.125	82.9375
	150	7.7521	7.6511	2.3255	82.2713
	200	8.5273	2.3255	3.1007	86.0465
250	50	10.8921	3.7037	1.8601	83.5441
	100	9.7014	2.9850	2.2388	85.0746
	150	8.9668	3.6807	2.5316	84.8209
	200	10.3705	5.4411	2.7440	81.4444
	250	12.3531	6.1851	1.7581	79.7037
300	50	7.4717	5.6511	4.2018	82.6754
	100	8.8124	8.8125	3.3438	79.0313
	150	6.5217	6.5217	2.1739	84.7826
	200	8.2089	5.2239	0.0	86.5672
	250	6.9767	5.4264	3.1007	84.4961
	300	7.8125	3.9063	3.125	85.1562

الشكل (11) يوضح صور الأشخاص الذين تم تمييزهم بصورة آتية في التجربة الاولى والثانية كما يوضح الشكل (12) صورة الوجه المعدل وصور Eigen Faces ذات الأعلى قيم الايكن لمجموعة صور الوجوه المستخدمة في التدريب في التجربة الاولى والثانية.



الشكل (11) صور الأشخاص الذين تم تمييزهم في التجربة الاولى والثانية





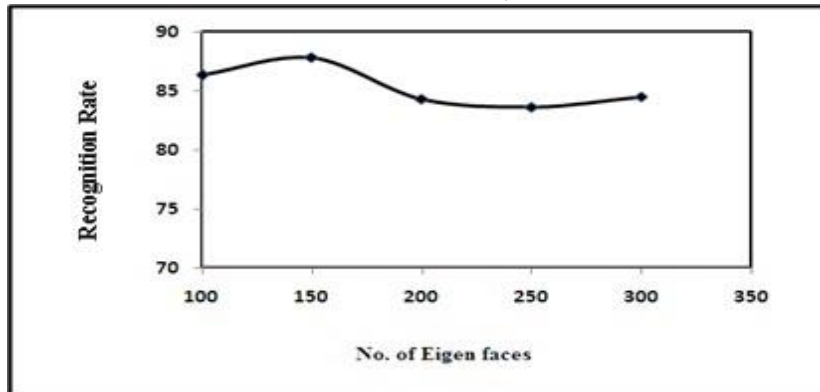
الشكل (12) صورة الوجه المعدل و 15 صورة لمتجهات الايكن ذات الأعلى قيم أيكن

## 2.7 التجربة الثانية:

هذه التجربة مشابهة للتجربة السابقة ماعدا ان طريقة حساب نسبة التمييز لا تعتمد على إطار رئيس وإنما على محصلة الـ 25 إطاراً أي يتم اخذ اسم الشخص الأكثر تكراراً خلال الـ 25 إطاراً.

### ❖ نتائج تطبيق الـ PCA + NN

تم حساب نسب التمييز في حالة استخدام طريقة تحليل المركبات الأساسية وحدها في استخلاص الخواص والشبكة العصبية في التمييز وبالاعتماد على محصلة 25 إطاراً، فعند اخذ 100 من متجهات الايكن ذات الاعلى قيم الايكن كانت نسبة التمييز 86.3%، وعند اخذ 150 من متجهات الايكن ارتفعت نسبة التمييز الى 87.8%، وانخفضت هذه النسبة الى 84.3% ثم الى 83.6% عندما تم اخذ 200 و 250 على التوالي من متجهات الايكن، وعند اخذ 300 من متجهات الايكن ارتفعت النسبة الى 84.5%. وأن نسب التمييز عندما تكون عدد متجهات الايكن (100,150,200,250,300) على التوالي موضحة بالشكل (13):



الشكل (13) نسب التمييز الآني لطريقة PCA+NN في التجربة الثانية

### ❖ نتائج تطبيق الـ PCA +LDA+NN

تم حساب نسبة التمييز في حالة اختيار (100,150,200,250,300) على التوالي من متجهات الايكن في الـ PCA، ولكل حالة تم اختيار قيم معينة من متجهات الايكن في الـ LDA ونسبة التمييز في كل حالة تم حسابها و توضيحها بالجدول (2).

جدول (2) نتائج التمييز الآتي لطريقة PCA+LDA+NN في التجربة الثانية

PCA	LDA	نسبة القبول الخاطئ	نسبة الرفض الخاطئ	وجه مكان آخر	نسبة التمييز الصحيح
100	25	7.2993	4.3796	3.6496	84.6715
	50	4.3478	1.4493	0.0	94.2029
	75	4.3796	2.1897	0.0	93.4307
	100	5.7554	3.5971	0.7194	89.9281
150	50	6.2016	4.6512	1.5503	87.5969
	100	5.4264	3.8759	0.0	90.6977
	150	4.6512	2.3255	0.0	93.0233
200	50	4.7244	3.9370	1.5748	89.7638
	100	6.3492	4.7619	1.5873	87.3016
	150	7.0313	4.6876	1.5623	86.7188
	200	6.8702	4.5802	2.2901	86.2595
250	50	5.3030	4.5455	1.5151	88.6364
	100	5.4264	4.6512	1.5503	88.3721
	150	5.1470	3.6765	0.7353	90.4412
	200	6.4516	4.8387	3.2258	85.4839
	250	7.0313	5.4687	3.1250	84.3750
300	50	5.6911	4.8781	1.6259	87.8049
	100	7.2	6.4	3.2	83.2
	150	5.3030	3.8031	1.5	89.3939
	200	5.2239	3.7313	0.7463	90.2985
	250	5.8823	4.4118	1.4706	88.2353
	300	5.9702	3.7314	1.4925	88.8059

### 8. الاستنتاجات

بعد إتمام العمل واستعراض النتائج التي ظهرت من خلال التجارب والتطبيقات العملية على الخوارزميات المعتمدة

في النظام المقترح تم التوصل إلى مجموعة من الاستنتاجات:

- ❖ زيادة امكانية التمييز للوجه الواحد او اكثر ضمن اطار الفيديو في حالة الاعتماد على الاطار الرئيس.
- ❖ ازدياد نسب التمييز في طريقة PCA+NN وكذلك نسب التمييز في طريقة PCA+LDA+NN عندما تم الاعتماد على محصلة 25 اطاراً فيديوياً بدلاً من الاعتماد على الاطار الرئيس في حساب نسب التمييز.
- ❖ الاعتماد على محصلة 25 اطاراً في حساب نسب التمييز حدد التمييز بوجه واحد في الاطار الفيديوي.
- ❖ أعلى نسب التمييز التي تم الحصول عليها في التجريبتين سواءً عند تطبيق طريقة PCA وحدها في استخلاص الميزات أو عند تطبيق طريقة PCA+LDA هي عندما يتم اختيار عدد متجهات الايكن في خوارزمية PCA بين (40% - 25%) من عدد المتجهات الكلي الناتجة والتي تحمل أعلى قيمة أيكن.

المصادر

- [1] Gomathi E., Baskaran K., (2012), "Face Recognition Fusion Algorithm Based on Wavelet Transform and Fast Discrete Curvelet Transform" , European Journal of Scientific Research , Vol. 74 , No. 3, pp: 450-455.
- [2] Rúnarsson K., (2011), " A Face Recognition Plug-in for the PhotoCube Browser", M. Sc. PROJECT, School of Computer Science, Reykjavík University.
- [3] Zhang J., Zhang X., Ha S., (2008), "A Novel Approach using PCA and SVM for Face Detection", proceedings of the 4th International Conference on Natural Computation, vol. 3, pp. 29-33.
- [4] P. Latha, L. Ganesan, S. Annadurai, (2009), " Face Recognition using Neural Networks", signal processing : An International Journal (SPIJ), Vol. 3, Issue 5, PP:153-160.
- [5] Agarwal M., Jain N., Kumar M., Agrawal H., (2010), "Face Recognition using Eigen Faces and Artificial Neural Network", International Journal of Computer Theory and Engineering (IJCTE), Vol. 2, No. 4, PP: 624-629.
- [6] Wang-Xiaoping, (2011), "Face recognition based on bionic Pattern", International Conference on Electric Information and Control Engineering (ICEICE 2011), Vol. 1, PP: 2187-2189.
- [7] Tofighi A., Monadjemi S. A., (2011), "Face Detection and Recognition Using Skin Color and AdaBoost Algorithm Combined with Gabor Features and SVM Classifier", International Conference on Multimedia and Signal Processing (CMSP), Vol. 1, PP:141-145.
- [8] Yang M., Kriegman D. J., Ahuja N., (2002), " Detecting Faces in Images: A Survey", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 24, No. 1, PP:34-58.
- [9] Verma M., Rani P., Kundra H., (2010), " A Hybrid Approach to Human Face Detection", International Journal of Computer Applications, Vol. 1, No. 13, PP:67-69.
- [10] Kadoury S., (2005), " Face Detection Using Locally Linear Embedding", M. Eng. thesis, Department of Electrical and Computer Engineering, McGill University, Montreal, Canada.
- [11] Veerabhadrapppa, Rangarajan L., (2010), "Multi-Level Dimensionality Reduction Methods Using Feature Selection and Feature Extraction", International Journal of Artificial Intelligence & Applications (IJAA), Vol. 1, No. 4, pp:54-68.
- [12] Hasan H. M., AL-Jouhar W. A., Alwan M. A., (2012) "Face Recognition using improved FFT Based Radon by PSO and PCA Techniques", International Journal of Image Processing (IJIP),Vol. 6,Issue 1,PP: 26-37.
- [13] Šochman J., (2004), "AdaBoost for Fast Face Detection", Ph. D. Thesis, Faculty of Electrical Engineering, Czech Technical University.
- [14] Viola P., Jones M. J., (2004), "Robust Real-Time Face Detection", International Journal of Computer Vision , Vol. 57 , No. 2 , PP:137-154.

- [15] Dong C., (2012), "Face Detection and Tracking using RGB-D Camera", Master of Computing Thesis, College of Engineering & Computer Science, Australian National University.
- [16] Khan A., Farooq H., (2011), "Principal Component Analysis–Linear Discriminant Analysis Feature Extractor for Pattern Recognition", International Journal of Computer Science Issues(IJCSI), Vol. 8, Issue 6, No. 2, PP: 267-270.
- [17] Subudhi K., Mishra R., (2011), " Human Face Detection and Recognition", Bachelor in Technology, Department of Electronics and Communication Engineering, National Institute of Technology, Rourkela.
- [18] Hajraoui A., Sabri M., Bencharef O., Fakir M., (2012), "A New Approach for Face Recognition Based on PCA & Double LDA Treatment combined with SVM", The Unit of International Organization of Scientific Research Journal of Engineering (IOSRJEN), Vol. 2, No. 4, pp:685-691.
- [19] Eleyan A., Demirel H., (2007), "PCA and LDA based neural networks for Human Face Recognition", source: Face Recognition, Book edited by :Kresimir Delac and Mislav Grgic, PP:93-106, I-Tech Education and Publishing, Vienna, Austria.
- [20] Wang X., (2002), "Feature Extraction and Dimensionality Reduction in Pattern Recognition and Their Application in Speech Recognition", Ph.D. thesis, Faculty of Engineering and Information Technology, Griffith University.
- [21] More V., Wagh A., (2012), "Improved Fisher Face Approach for Human Recognition System using Facial Biometrics", International Journal of Information and Communication Technology Research, Vol. 2, No. 2, pp:135-139.
- [22] Bouzalmat A., Belghini N., Zarghili A., Kharroubi J., Majda A., (2011), "Face Recognition Using Neural Network Based Fourier Gabor Filters & Random Projection", International Journal of Computer Science and Security (IJCSS) , Vol. (5) , Issue (3), pp:376-386.
- [23] الحليلة، إبراهيم محمد احمد, (2010), "التحقيق في كشف التطفل بالاعتماد على الشبكة العصبية", رسالة ماجستير, قسم علوم الحاسوب, كلية علوم الحاسوب والرياضيات, جامعة الموصل, العراق.
- [24] Li J., Cheng J., Shi J., Huang F., (2012), "Brief Introduction of Back Propagation (BP) Neural Network Algorithm and Its Improvement", Advances in Computer Science and Information Engineering (CSIE), Vol. 2, AISC 169, PP:553-558.