

تطوير منظومة التعرف الآلي إلى لوحة السيارة

المهندس أنطون فرانسيس : طالب ماجستير الكترونيات تطبيقية في قسم هندسة
الإلكترونيات والاتصالات

الأستاذ الدكتور نديم شاهين: أستاذ في قسم هندسة الإلكترونيات والاتصالات –
كلية الهندسة الميكانيكية والكهربائية- جامعة دمشق

الملخص

يعدّ التعرف الآلي إلى السيارات بواسطة أرقامها المثبتة على لوحاتها موضوعاً مهماً، لما له من استخدامات متعددة منها، التطبيقات الأمنية كمراقبة مداخل مؤسسة حساسة. و مراقبة السيارات على الطرقات، وكشف السيارات المسروقة، وحتى أنه يمكن أن يفيد في الدراسات الإحصائية كدراسة الازدحام المروري في منطقة ما وغيرها. يعرض هذا العمل تفاصيل بناء نظام تعرف آلي إلى لوحة السيارة وأيضاً التعرف إلى لون السيارة. جرى التركيز في هذا البحث على مرحلة تحويل الأرقام الموجودة داخل صورة لوحة السيارة إلى أرقام فعلية، لتحسين أداء النظام ككل نظراً لكثرة الأخطاء التي تحدث في هذه المرحلة وبالتالي فشل التعرف بالكامل.

قمنا في هذا البحث باستخدام خوارزمية، تحليل المكونات الأساسية (PCA) Principal Component Analysis للتعرف إلى أرقام اللوحة الموجودة داخل الصورة، ودمجها مع الخوارزمية المستخدمة عادةً وهي خوارزمية التعرف البصري (OCR) Optical Character Recognition للتقليل من الأخطاء المرتكبة في عملية التعرف على الأرقام، ومن ثمّ تحسين أداء نظام التعرف الآلي على لوحات السيارات. كما قمنا بإضافة

التَّعرف إلى لون السيارة (الذي يعدّ موسطاً مميزاً آخر للسيارة)، مما يسمح اعتماداً على قاعدة معطيات بكشف السيارات المسروقة وزيادة موثوقية النظام.

الكلمات المفتاحية: لوحة السيارة License Plate، تعرّف Recognition،

كشف Detection، الأرقام العربية Arabic Numbers، خوارزمية التعرف البصري

Optical Character Recognition (OCR)، خوارزمية تحليل المكونات الرئيسية

Principal Component Analysis (PCA)

Improved the Automatic Number Plate Recognition System (ANPR)

Abstract:

The Automatic recognition System to vehicles through its number is an important topic, because of its important uses, such as security applications by monitoring the entrances of a important institutions, monitor the vehicles on the road, detection of stolen cars, and even that could be useful in statistical studies, where we can study the traffic congestion in an area. In this work we offer an overview of the Automatic Number Plate Recognition System (ANPR) through to identify the license plate number, and also recognize the color of car.

The focus of this research on the stage of converting the numbers into a picture of a car plate to actual figures, to improve the performance of all system, where many of errors that occur at this stage.

In this search was used the algorithm of Principle component analysis (PCA) to identify the numbers plate inside the picture. and its integration with optical character Recognition algorithm(OCR) which usually used for recognition , to minimize errors in recognition numbers and thus improve the performance of the automatic number plate system.and also we add color car recognize(which another important parameter of car) , this helps after return to data base detect stolen vehicles and improve the reliability of system

Keywords:License plate(LP) ,Recognition,Detection,Arabic Numbers,Optical Character Recognition(OCR),Principal Component Analysis (PCA)

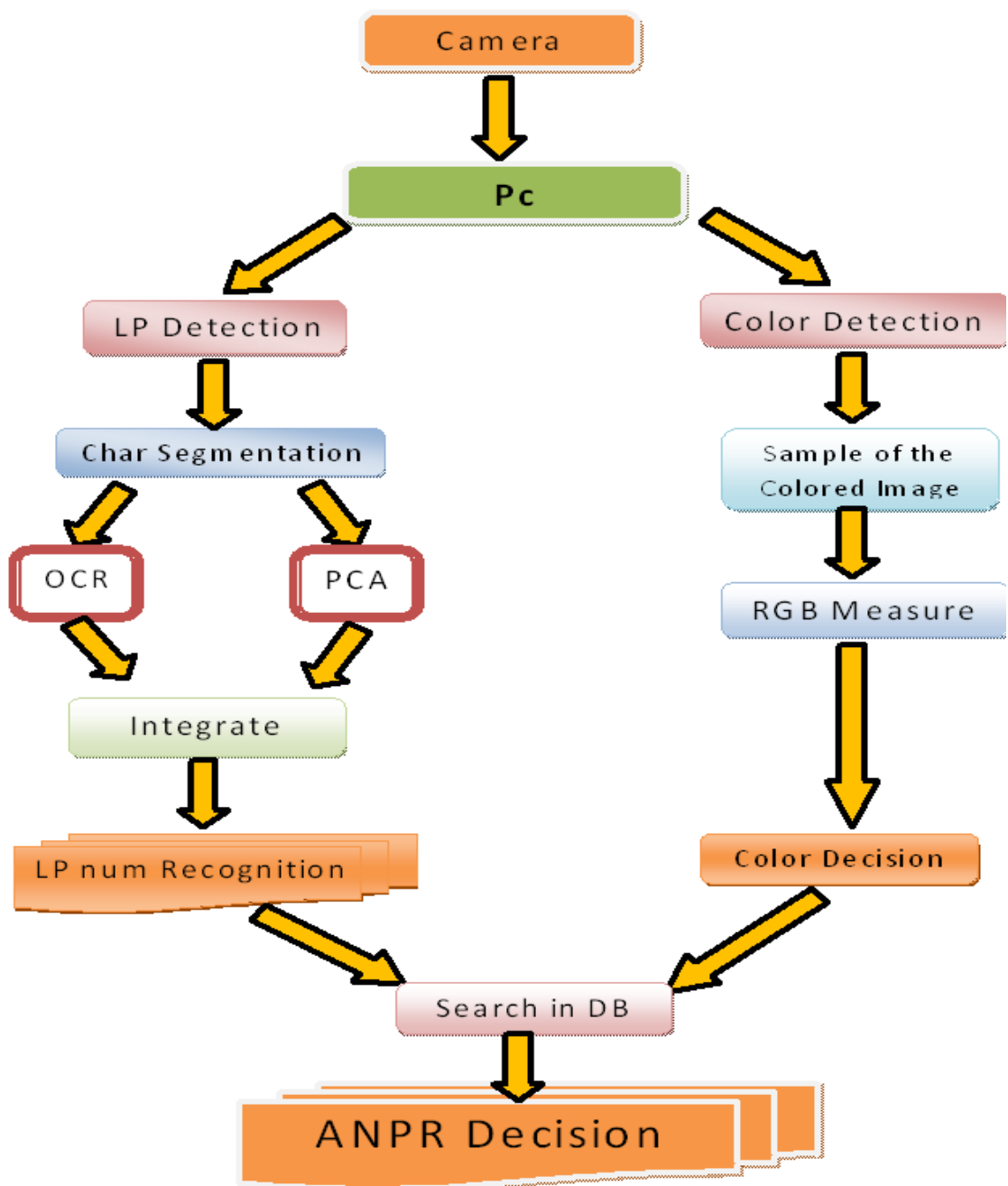
1. مقدمة

للتعرف في مجال معالجة الصورة طيف واسع من الأنواع، حيث أنه يمكن استخدام أي صفة مميزة تسمح بالتفريق بين أي عنصرين من نفس المجموعة. فمثلاً يمكن تمييز الأشخاص بواسطة صفات كثيرة مثل العين أو اليد أو الوجه، كما تمييز الأشياء بواسطة صفات أو إضافات تجعلها مميزة. فتميز بين السيارات عن طريق رقم اللوحة ، ويعتمد تمييز الأشكال على البحث عن صفة تميز كل عنصر عن غيره في المجموعة ذاتها [1,2].

ونظراً للانتشار الواسع للسيارات كوسيلة نقل رئيسية، فلا بد من تمييز السيارات بإعطاء رقم خاص لكل سيارة يحدد هويتها [2]. ويسهم إدخال الحاسوب في مثل هذه المنظومات في أتمتة هذه الإجراءات وربطها مع قواعد المعطيات المتوافرة ومن ثم تحسين الأداء، هذا وتقوم شركات عديدة بطرح مثل هذه الأنظمة وتعمل على تطويرها [14,15] . اعتمدنا في هذا البحث على الأنظمة المستخدمة في العالم للتعرف على أرقام السيارة [4,5,6]، وقمنا بتطويرها بواسطة استخدام خوارزمية أخرى في إجرائية التعرف بهدف تحسين الأداء وزيادة موثوقية المنظومة. كما أضفنا أيضاً التعرف إلى صفة مميزة أخرى في السيارة وهي لونها الخارجي، مما يسمح بزيادة الموثوقية نظراً لوجود صفة أخرى إضافية لتحديد السيارة.

2. مراحل بناء نظام التعرف الآلي إلى رقم السيارة ولونها:

يبين الشكل (1) المخطط الصندوقي الوظيفي للمنظومة



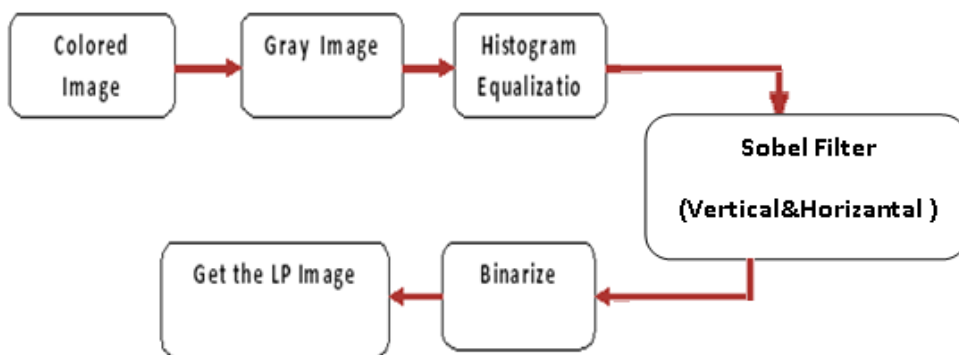
الشكل 1: المخطط العام للبحث

PC: حاسب شخصي (Personal computer) - LP: لوحة (License Plate)
 الترخيص - DB: قاعدة المعطيات (Data Base) - RGB: Red ,Green ,Blue
 الألوان الأساسية: الأحمر والأخضر والأزرق

تسمح هذه المنظومة بتحديد رقم السيارة ولونها واستخراج بقية مواصفات السيارة ومالكها من قاعدة معطيات، ومعرفة السماحيات الخاصة بدخول وخروج السيارة. نلاحظ في الشكل (1) عملية دمج خوارزميتين للتعرف على أرقام اللوحة، الأولى هي الخوارزمية المستخدمة عادة في التعرف إلى الأرقام وهي خوارزمية التعرف البصري (OCR) [5]. والثانية هي خوارزمية تحليل المكونات الرئيسية الإحصائية (PCA) [1] وهي إضافة مميزة لهذا البحث. وتعتمد خوارزمية (PCA) على الطريقة الإحصائية في تحديد الرقم الهدف، وهي خوارزمية شائعة الاستخدام في التعرف إلى الوجوه [10]. وسمحت مكاملة نتيجة هاتين الخوارزميتين بزيادة دقة عملية التعرف عن الأرقام ورفع موثوقية المنظومة .

وسنتناول في الآتي بالتفصيل المراحل الرئيسية من العمل.

1-2 استخلاص صورة اللوحة من الصورة الأصلية:



الشكل 2: المخطط الصندوقي لمراحل استخلاص الصورة

لاستخلاص صورة اللوحة من الصورة الأصلية نقوم بعدد من العمليات المورفولوجية [2] كما في الشكل (2).

هناك العديد من الخوارزميات المستخدمة للكشف عن موقع لوحة السيارة ضمن صورة السيارة مثل الخوارزمية المورفولوجية [4]، خوارزمية Grow Region، وخوارزمية

الكشف باستخدام تحويل هوف Hough_transform [16], ولكل منها محاسن ومساوئ .

تعتمد الخوارزمية المقترحة على كل من الخوارزميات السابقة في تحديد موقع لوحة السيارة من الصورة الأصلية المأخوذة من كاميرا المراقبة بهدف:

1. زيادة سرعة تنفيذ عملية تحديد موقع اللوحة، بواسطة تقليل التعقيد قدر الإمكان بحيث لا يتجاوز الزمن اللازم عن (0.5 Sec).
2. تقليل نسبة الخطأ في الكشف الناجمة عن تغير ظروف المحيط الخارجي، مثل الإضاءة، أو السطوع، وغيرها.

وفيما يلي شرح لكل مرحلة من مراحل استخلاص صورة لوحة السيارة:

2-1-1 الصورة الرمادية [2]:

نقوم أولاً بتحويل الصورة الأصلية الملونة إلى صورة رمادية لخفض تعقيد العملية نظراً لاحتواء الصورة الملونة على ثلاث مصفوفات وبالتالي زمن تنفيذ أطول. وللتحويل إلى صورة رمادية هناك طريقتان: إما نقوم بحساب القيمة المتوسطة بين قيم البكسلات الثلاثة، واعتبارها القيمة الرمادية للبكسل. أو بواسطة العلاقة (1).

$$Y(x, y) = [RG B]. \begin{bmatrix} 0.3 \\ 0.59 \\ 0.11 \end{bmatrix} = 0.3 * R + 0.59 * G + 0.11 * B \dots 1$$

ويبين الشكل (3) الصورة الرمادية الناتجة بعد تنفيذ هذه المرحلة انطلاقاً من صورة ملونة.



(أ) الصورة الأصلية

(ب) الصورة الرمادية الناتجة

الشكل 3 : الصورة الرمادية

2-1-2 تحسين الهستوغرام (المخطط النسيجي) [2, 9]:

إن الهدف الأساسي من تحسين الهستوغرام (المخطط النسيجي) Histogram هو تحسين شدة الإضاءة في الصورة، وزيادة التباين داخل الصورة أيضاً. كما أن تحسين الهستوغرام يساعد في حذف النقاط الشاذة في الصورة، والتي تعدّ نقاط ضجيج، لأنها تمتلك قيمة كبيرة جداً أو منخفضة جداً بالنسبة للنقاط التي حولها.

نحصل باستخدام خوارزمية تحسين الهستوغرام على صورة يكون فيها التباين والإضاءة أكبر من الصورة الأساسية، ونحصل أيضاً على صورة واضحة المعالم والحواف، مع حذف نقاط الضجيج الشاذة.

ولتطبيق هذا التحسين رياضياً فإننا نحسب الهستوغرام التجميعي للصورة بواسطة العلاقة (2).

$$S_K = T(r_k) \sum_0^k \frac{n_k}{n} : K = 0, \dots, 255 \quad \dots (2)$$

وفيها تمثل n_k عدد مرات تكرار القيمة اللونية لعنصر الصورة r_k و n عدد البكسلات الكلي في الصو يوضح الشكل(4) مقارنة الصورة قبل تطبيق تحسين الهيستوغرام وبعده.



الشكل 4: الصورة الرمادية بعد تطبيق الهيستوغرام

2-1-3 كشف الحواف باستخدام مرشح سوبل Sobel [1,2] :

تمثل الحواف في الصورة انتقالاً حاداً من منطقة ذات قيمة كثافة ضوئية منخفضة إلى منطقة ذات قيمة كثافة ضوئية مرتفعة، حيث تعبر الحواف بالصورة عن تغيرات مهمة فيها. يُعدّ كشف الحواف مسألة هامة في عمليات معالجة الصورة، إذ يُحتفظ بالخصائص التي تتميز بها الصورة فقط، والتي تعبر عن المعلومات القيمة دون الحاجة للاحتفاظ بكامل الصورة، بهدف توفير في حجم التخزين.

وقد استخدمنا معاملات سوبل (Sobel) من أجل إيجاد حواف الصورة .

تُطبق معاملات Sobel على صورة ثنائية البعد، وذلك للحصول على تقدير للتدرج في الصورة، ويستخدم لهذا الغرض قناعان A,B وهما عبارة عن مصفوفتين 3×3 ، كما هو مبين في العلاقة (3).

$$A = \begin{pmatrix} -1 & 0 & +1 \\ -2 & 0 & +2 \\ -1 & 0 & +1 \end{pmatrix}, B = \begin{pmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ +1 & +2 & +1 \end{pmatrix} \dots \dots (3)$$

تقوم المصفوفة A بتقدير التدرج بالاتجاه الأفقي x (أي تطبق على الأعمدة)، و تقوم المصفوفة B بتقدير التدرج بالاتجاه الشاقولي y (أي تطبق على الأسطر). ونقوم بمسح الصورة بهذين القناعين للحصول على الحواف العمودية والأفقية الموجودة في الصورة. ويوضح الشكل (5) عملية كشف الحواف العمودية والأفقية باستخدام مرشح سوبل Sobel



(ب) الصورة بعد تحديد الحواف (أ) الصورة بعد تطبيق الهيسنوغرام

الشكل 5: الصورة الرمادية بعد تحديد الحواف الأفقية والشاقولية

اعتماداً على الشكل (5) والذي يمثل الحواف الموجودة في الصورة، يمكن ملاحظة أن موقع لوحة السيارة داخل الصورة هو المنطقة التي تحوي العدد الأكبر من الحواف، أي يُلاحظ تجمع الحواف في منطقة اللوحة في الصورة، مما يسمح بتحديد موقع هذه اللوحة في الصورة. ومن ثمَّ يُحدد موقع اللوحة اعتماداً على عدد الحواف الموجودة في

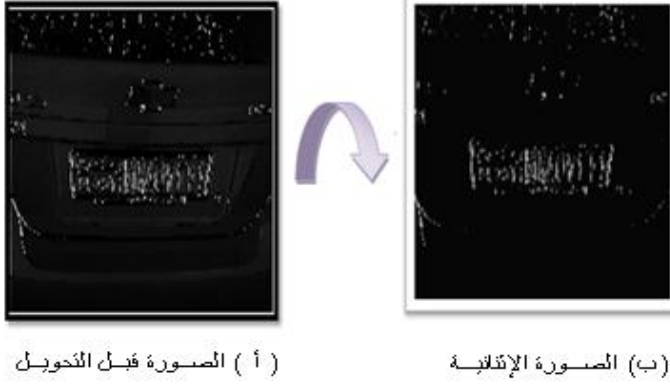
الصورة. إلا أن ذلك يتطلب تحويل الصورة الناتجة إلى صورة ثنائية (binary) لتسهيل عملية تحديد الموقع، وإزالة الحواف الإضافية الناتجة عن الإضاءة أو تغيرات النصوص أو الكتابات الإضافية، حيث أن منطقة اللوحة تحوي أحرف بلون أسود على خلفية بيضاء.

2-1-4 | لصورة الثنائية [2]:

الصورة الثنائية هي صورة تكون قيم البكسلات فيها إما صفر أو واحد، أي تحوي لونين فقط الأسود والأبيض. وفي هذا العمل تعني الصورة الثنائية أن البايتات الثلاثة لكل بكسل (RGB) سيكون لها نفس القيمة إما صفر أو واحد. وعندئذ يكون الاعتماد على أحد البايتات فقط في تقدير عدد الحواف في الصورة مبرراً. وهذا يعني أن منطقة اللوحة فقط هي التي ستحتوي أكبر عدد من الحواف في الصورة لكثرة الانتقالات من الأسود إلى الأبيض فيها .

أو أن تُؤخذ قيمة العتبة مساوية لقيمة المتوسط الحسابي للقيمتين العظمى والصغرى الموجودتين في الصورة. إذ أن الصورة الرمادية تكون قيم البكسلات فيها متدرجة بين 0 و 255، وقد لا توجد بكسلات بقيم 0 أو 255 لذلك تُعدّ هذه الطريقة أفضل من سابقتها، لكونها أكثر دقة.

وقد اعتمدنا على الطريقة الثانية في تحديد قيمة العتبة المثالية مبدئياً، وثم اعتمدنا على قيم تجريبية لتحديد العتبة تضمن بقاء الحواف المكشوفة في المرحلة السابقة باللون الأبيض، وباقي التفاصيل باللون الأسود كما هو مبين بالشكل (6).

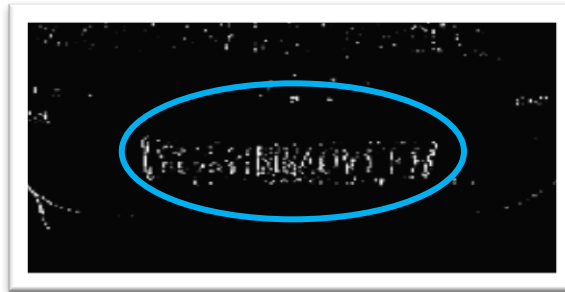


الشكل 6: الصورة الثنائية

5-1-2 تحديد موقع اللوحة [2,3,4]:

تعتمد فكرة تحديد موقع اللوحة على تحديد المنطقة التي تحوي عدداً كبيراً من الحواف، وحيث أن منطقة اللوحة ستكون الأكثر حوافاً، نظراً لوجود خلفية بيضاء في اللوحة مع أرقام سوداء. يمكننا الاستفادة من هذه الصفة المميزة داخل الصورة لاستخلاص صورة لوحة السيارة من الصورة الأساسية.

حيث أن منطقة التجمع الأكبر للحواف هي منطقة تواجد لوحة السيارة. فإن إيجاد هذه المنطقة، بعد تمرير الصورة على المراحل السابقة التي تحدثنا عنها، لن يكون مهمة صعبة. والشكل (7) يبين منطقة التجمع الأكبر للحواف



الشكل 7: موقع تواجد لوحة السيارة ضمن الصورة

لتحديد منطقة ما في صورة السيارة على أنها منطقة اللوحة يتوجب أن تحتوي على عدد من الحواف أكبر من حد معين ، يتحدد هذا العدد من الحواف تجريبياً بالاعتماد على صورة لوحات المركبات التي جرى تجربتها مسبقاً . وبذلك عند تطبيق خوارزمية العمل فإننا نحسب عدد الحواف وهي البكسلات ذات اللون الأبيض داخل مناطق محددة، ثم نقوم بتجميع المناطق التي تحوي عدداً أكبر من قيمة العتبة التي حُدد تجريبياً، ونعد المنطقة ذات الحواف الأكثر عدداً هي موقع لوحة السيارة داخل الصورة ضمن أبعاد تقديرية لصورة اللوحة. الشكل(8)



الشكل 8 : صورة لوحة السيارة المستخلصة من صورة السيارة

2-2 التعرف إلى أرقام لوحة السيارة:

التعرف إلى الأرقام الموجودة داخل الصورة هي طريقة تمكنا من تحويل الصورة التي تحوي أرقاماً إلى أرقام فعلية، ومن ثمَّ التعامل معها على أنها أرقام وليست صورة. وهذه المرحلة مهمة وحرية لأن أي خطأ فيها سيقود إلى فشل عملية التعرف إلى المركبة. لذا فإن تحسين أداء خوارزمية التعرف إلى أرقام لوحة السيارة يقود إلى تحسين أداء منظومة التعرف الآلي إلى لوحة المركبة بمجمله. ثمة العديد من الخوارزميات المستخدمة للتعرف

إلى الأرقام منها: خوارزمية الترابط، وخوارزمية اتخاذ القرار اعتماداً على المساقط الطولية والعرضية ، وخوارزمية OCR [5]، وغيرها .
وقد استخدمنا في منظومتنا المطورة خوارزمية جديدة تعتمد على كلتا الخوارزميين: خوارزمية التعرف البصري OCR وخوارزمية تحليل المكونات الرئيسية PCA لتقليل الأخطاء الناتجة.

2-2-1 خوارزمية التعرف البصري OCR:

تستخدم خوارزمية التعرف البصري (OCR) Optical Character Recognition في استخراج النصوص من الصور المعروضة. وفيما يأتي مراحل تنفيذ هذه الخوارزمية:

1. الحصول على صورة اثنائية (أبيض وأسود) اعتماداً على الصورة الأصلية للوحة السيارة، وبعبارة أمثلة تختار آلياً اعتماداً على توزيع الألوان في الصورة الأصلية.
2. حذف الضجيج من الصورة، وحذف العناصر الشاذة أيضاً للحصول على صورة الأرقام بشكل نقي تماماً، وذلك باستخدام خاصية الفتح والغلق المورفولوجية. يوضح الشكل (9) نتيجة التطبيق بعد استخلاص صورة الأرقام العربية فقط.



الشكل 9: (أ) الصورة الأصلية قبل التحويل (ب) الصورة بعد التحويل

الشكل 9: صورة اللوحة بعد استخلاص الأرقام العربية فقط وتحويلها لصورة اثنائية

3. فصل الأرقام عن بعضها وذلك بالبحث عن الأعمدة السوداء تماماً في الصورة، أي الخط الفاصل بين كل رقمين والذي لا يحوي على بكسلات بلون أبيض.

4. البحث في كل صورة جزئية عن العناصر المستمرة، أي العناصر التي تكون شكلاً محدداً، وبحجم محدد أيضاً وذلك لتحديد كل صورة رقم على حدا.

5. مقارنة كل عنصر مع الصور الموجودة في ملف التدريب، وذلك لتحديد الصورة التي تحقق أعلى قيمة ترابط مع صورة الدخل لتكون هي نتيجة تطبيق الخوارزمية.

2-2-2 خوارزمية تحليل المكونات الرئيسية PCA [1]:

تُعدّ خوارزمية تحليل المكونات الأساسية (PCA) Principal component analysis أحد أهم التقنيات الناجحة التي استُخدمت في مجال التعرف على الصور وضغطها. و تُصنّف خوارزمية تحليل المكونات الرئيسية على أنها إحدى أهم الطرق الإحصائية في هذا المجال.

يتمثل الهدف الأساسي من خوارزمية تحليل المكونات الرئيسية PCA في تقليص أبعاد فضاء المعطيات الكبير الأبعاد إلى فضاءات بأبعاد أصغر. وعادة ما تكون الفضاءات الجديدة عبارة عن فضاءات الملامح (أي تحوي الملامح الأساسية والمهمّة للمعطيات في فضاءاتها الأصلية). ومن ثم يساعد تقليص الأبعاد في توصيف المعطيات بشكل اقتصادي. من حيث المبدأ، يتسبب إنقاص الأبعاد بفقدان المعلومات، لكن الهدف من خوارزمية PCA هو إنقاص أبعاد المعطيات مع الاحتفاظ بأكبر قدر ممكن ومهمّ من المعلومات الموجودة في المعطيات الأصلية.

تُعدّ خوارزمية تحليل المكونات الرئيسية PCA من أفضل الخوارزميات التي أثبتت فعاليتها في مجال التعرف إلى الوجوه. وسنقوم في هذا البحث بتطبيق هذه الطريقة على مجال التعرف إلى الأرقام الهندية لأول مرة، للاستفادة منها في التعرف على أرقام لوحة السيارة. وفيما يلي مراحل تنفيذ هذه الخوارزمية:

1. حساب الصورة المتوسطة لقاعدة معطيات التدريب وفق العلاقة (4).

$$\bar{I} = \frac{1}{m} \sum_{k=1}^m i_k \dots \dots (4)$$

يوضح الشكل (10) صورة قاعدة معطيات الدخل.



الشكل 10 : قاعدة معطيات الدخل

ويوضح الشكل (11) الصورة المتوسطة لقاعدة معطيات الدخل.

Mean Image



الشكل 11: الصورة المتوسطة لقاعدة معطيات الدخل

2. حذف الصورة المتوسطة من سلسلة التدريب للحصول على السلسلة المستخدمة في الخوارزمية وفق العلاقة (5).

$$\hat{I} = (|i_k - \bar{I}|)_{1 \leq k \leq m} \dots (5)$$

3. وضع الصور في شعاع X من m عنصر بحيث كل عنصر منه هو صورة سلسلة التدريب كما هو مبين بالعلاقة (6).

$$X = \begin{bmatrix} I'_1 \\ \vdots \\ I'_m \end{bmatrix} \dots \dots (6)$$

4. حساب مصفوفة التشتت للشعاع X وفق العلاقة (7):

$$C = X^T X \dots \dots (7)$$

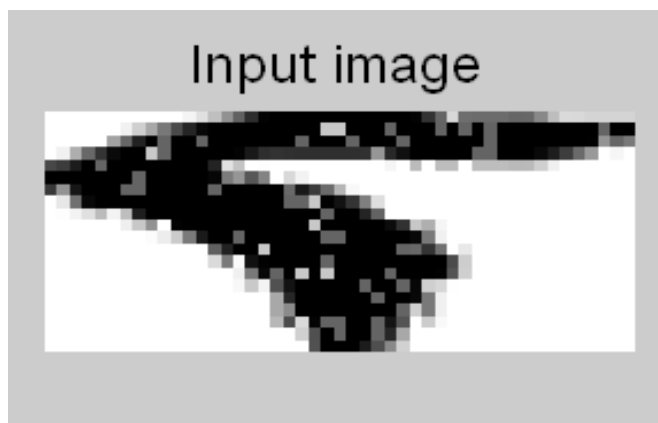
5. إيجاد القيم الذاتية (eigenvalues) و v الأشعة الذاتية (eigenvectors) لمصفوفة التشتت وترتيب القيم تنازلياً و ترتيب الأشعة الذاتية بصورة متوافقة مع القيم الذاتية، وتشكل هذه القيم الذاتية العناقيد للمصنف.

6. حساب وزن كل من صور الدخل بإسقاطها على الفضاء وفق العلاقة (8)

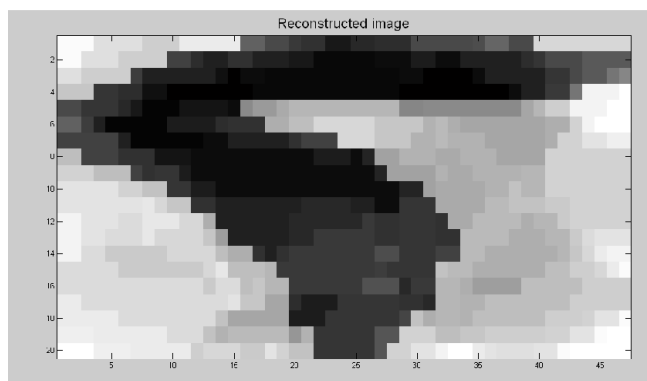
$$\omega_k = \hat{v}_k^T (\hat{I}_k) \dots (8)$$

في هذه المرحلة تكون عملية التدريب قد انتهت، ليبدأ تنفيذ عملية التعرف وفق الخوارزمية الآتية:

1. بفرض أن صورة الدخل هي π ، نطرح منها بالقيمة المطلقة الصورة الوسطى التي حُسبت في مرحلة التدريب وليكن الخرج هو $\alpha = \pi - \bar{I}$ ، ولتكن الصورة المطلوب التعرف عليها هي الموضحة بالشكل (12)



الشكل 12: صورة الرقم المطلوب التعرف عليها



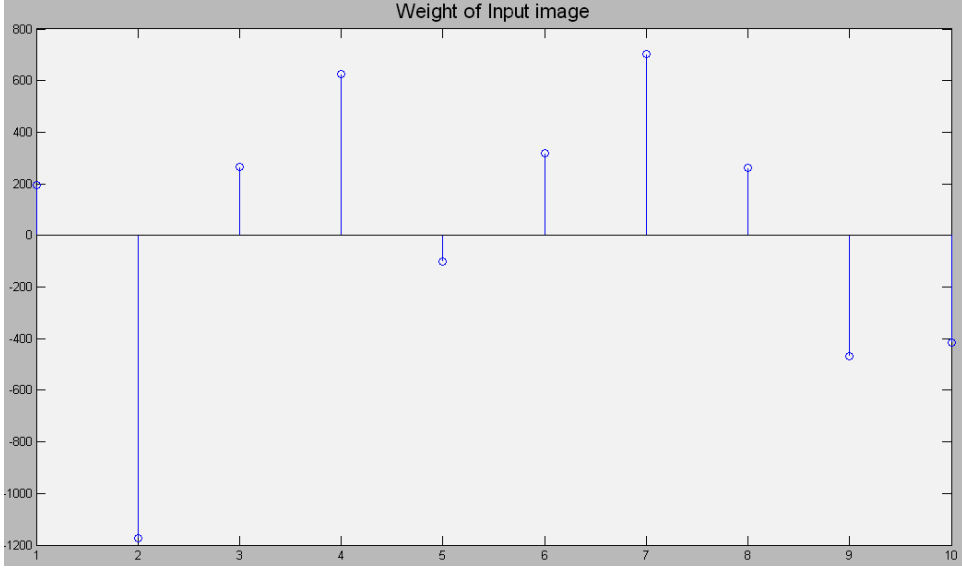
الشكل 13: نتيجة حذف القيمة الوسطى من الصورة

- يبين الشكل (13) نتيجة طرح الصورة المراد التعرف عليها من الصورة الوسطى التي تم حسابها في مرحلة التدريب

2. إيجاد مسقط α على فضاء التدريب، وحساب وزن المسقط وفق العلاقة (9).

$$\hat{\omega} = v^T \alpha \dots \dots (9)$$

يوضح الشكل (14) أوزان مسقط الصورة المعادة تركيبها على الأشعة الذاتية.

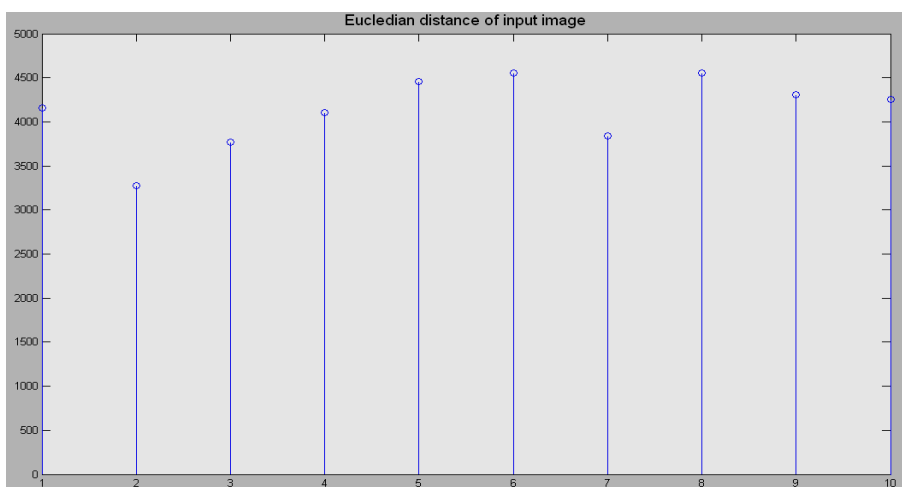


الشكل 14: أوزان مسقط الصورة المعاد تركيبها على كل من الأشعة الذاتية

3. حساب تابع المسافة واختيار العنقود الأقرب ليكون هو خرج المصنّف. أي الخرج هو k الذي يحقق العلاقة (15).

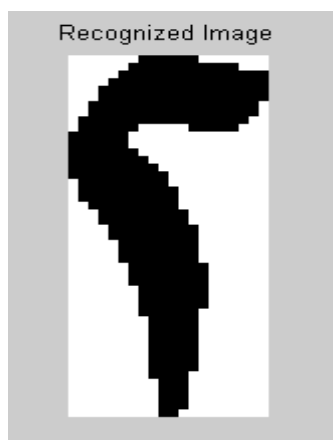
$$k = \text{indexof} \left(\text{minimum} \left(\text{distance} \left(\hat{\omega} - \omega_i \right) \right) \right) \dots \dots (15)$$

يوضح الشكل (15) المسافات الإقليدية لمسقط صورة الدخل عن الأشعة الذاتية.



الشكل 15: المسافات الإقليدية لمسقط صورة الدخل عن الأشعة الذاتية











أما نتيجة التَّعرّف فهي مبينة بالشكل (16)



الشكل 16: نتيجة التعرف

وبذلك نكون قد حصلنا على نتيجتين (واحدة لتطبيق خوارزمية OCR وواحدة لتطبيق خوارزمية PCA) قد تكونان مختلفتين للتعرف على لوحة الأرقام في السيارة. وللتكامل بين النتيجتين معاً نتبع الإجراء الآتي:

1. عدّ النتائج المتطابقة صحيحة.
 2. أما بالنسبة للنتائج المختلفة فيمكننا تطبيق خوارزمية تحديد المساقط الطولية والعرضية للرقم المختلف، وذلك لتحديد الرقم الهدف، حيث أن تحديد المساقط الطولية والعرضية للنتيجة الخاطئة فقط لا يستهلك وقتاً في الحساب، وتسهم هذه المرحلة الإضافية في رفع الشك الناتج عن اختلاف نتيجتي التعرف .
- ولتحديد المساقط الطولية والعرضية لكل صورة نستخدم توزيع الهيستوغرام الأفقي والعمودي لتلك الصورة.
- يمثل الشكل (17) الأرقام العربية وشكل الهيستوغرام لكل من هذه الأرقام. نلاحظ في الشكل اختلاف توزيع البكسلات لكل رقم من الأرقام، ومن ثمّ يمكن استخدام هذه الصفة في التعرف إلى الرقم الموجود.

الرقم ١	الرقم ٢	الرقم ٣
		
الرقم ٤	الرقم ٥	الرقم ٦
		
الرقم ٧	الرقم ٨	الرقم ٩
		
الرقم ٠		
		

الشكل 17 : أشكال الهيستوغرام للأرقام الهندية

3-2 التعرف إلى لون السيارة

تفيد الخوارزميات المتبعة في التعرف إلى لوحة السيارة تفيد في زيادة الأمن والسرية للتطبيق المستخدم. ولكوننا نعتمد في هذا المشروع على خوارزميتي تعرف بهدف تحسين الأداء ورفع نسبة الكشف الصحيح، فإننا نبحت عن معامل آخر إضافي. وقد اعتمدنا معيار لون السيارة لتحديد هوية السيارة ومالكها. وبالتالي زيادة وثوقية خوارزمية التعرف المقترحة.

ولكشف لون السيارة نقوم بتحصيل عنصر صورة ما من الصورة، ويشترط في هذا البكسل ألا يكون معرضاً لإضاءة قوية أو إضاءة خافتة حتى لا نحصل على خطأ بالكشف. وقياس كل بايت ضمن البكسل (حيث أن كل بكسل مكون من 3 بايتات RGB). يمكننا بواسطة الجدول (1) تحديد لون البكسل ومن ثم تحديد لون السيارة. في حين يمثل الشكل (18) مثلاً عن كيفية قراءة الترميز الناتج عن تحصيل البكسل.



الشكل 18: مثال يوضح كيفية قراءة الترميز السداسي عشري الناتج عن تحصيل عنصر صورة من صورة السيارة

Color Name	Color Code	Color Name	Color Code
Red	#FF0000	White	#FFFFFF
Cyan	#00FFFF	Silver	#C0C0C0
Blue	#0000FF	Grey	#808080
Purple	#800080	Black	#000000
Yellow	#FFFF00	Orange	#FFA500
Green	#008000	Gold	#D4A017
Olive	#808000	Maroon	#800000

الجدول 1: قيمة كل بايت ضمن البكسل و اللون النهائي للبكسل

3 - المحاكاة والنتائج:

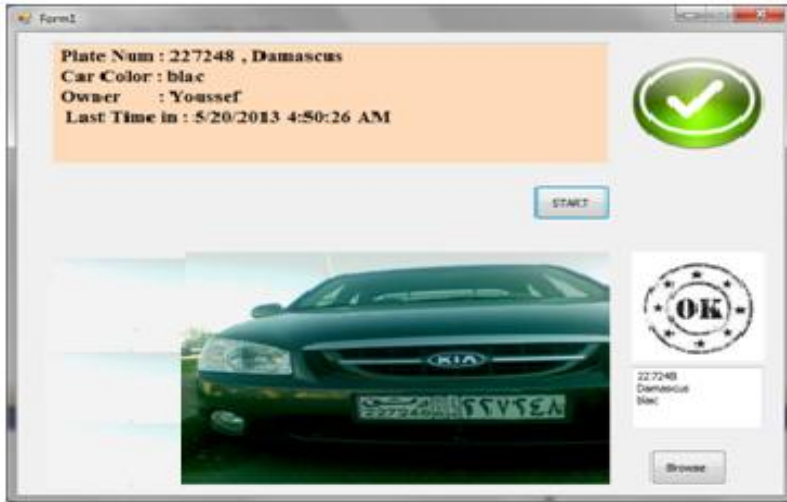
3-1 تطبيق عملي:

يجري التنفيذ العملي للمنظومة المقترحة وفقاً للآتي: تمرر الصورة الملتقطة للسيارة من كاميرا المراقبة إلى الحاسوب، الذي ينفذ الخوارزميات السابقة جميعاً

بزمن تنفيذ منخفض جداً لا يتعدى بضع ثواني، ويظهر النتيجة بعد التخطب مع قاعدة معطيات ضخمة (تحتوي معلومات عن مالكي السيارات وألوانها والمحافظة التي منحت الترخيص.) وذلك للتعرف إلى صاحب السيارة. ويقوم بعرض تلك النتائج على الواجهة الرئيسية لبرنامج التنفيذ .

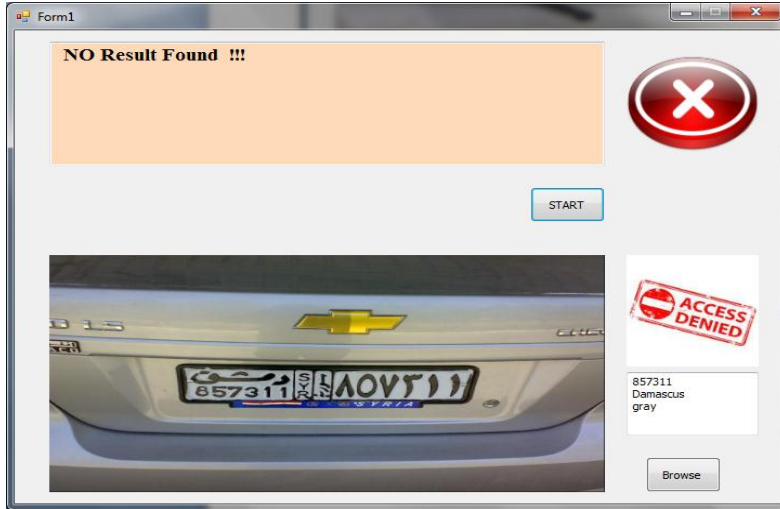
وكمثال تطبيقي استخدمت المنظومة أمام مدخل مؤسسة ما بحيث تؤخذ صورة للسيارة ويُنفذ برنامج التعرف إلى رقمها ولونها، وتظهر النتيجة ضمن واجهة البرنامج على شاشة الإظهار والتي تضم صورة لوحة السيارة مع نتيجة التعرف إلى رقمها ولونها، إضافةً إلى نتيجة البحث في قاعدة المعطيات، أي اسم مالك السيارة والمحافظة ولون السيارة المسجل مسبقاً، ويعطي الأمر للبوابة بالفتح إذا كان مسموحاً للسيارة بالمرور، أو إشارة بعدم إمكانية السيارة بالدخول أو إشارة إنذار بحالة وجود أي مشكلة على السيارة أو صاحبها أو في حالة اختلاف اللون. وفيما يأتي توضيح ذلك الاختبار.

- في حال تطابق الرقم واللون للسيارة التي جرى التعرف عليها مع تلك المسجلة بقاعدة المعطيات، وكان مالكاها مسموح له بالدخول تُعطى إشارة للبوابة بالفتح كما في الشكل(19).



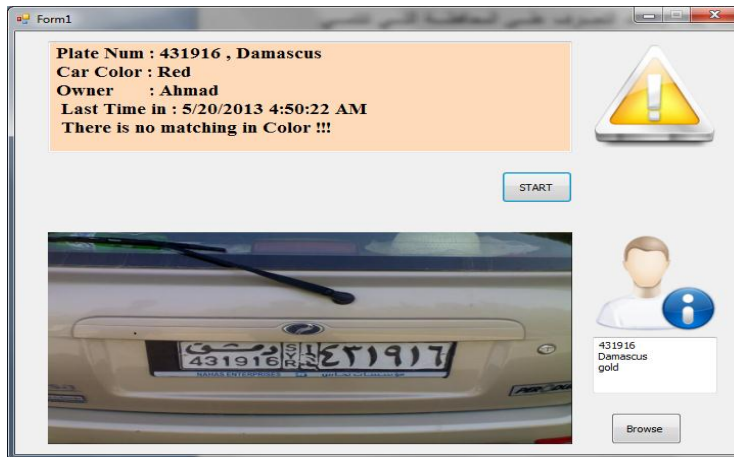
الشكل 19: واجهة برنامج التنفيذ الرئيسية في حالة السماح للسيارة بالدخول

- في حال عدم السماح للسيارة بالدخول إلى المؤسسة يظهر إشارة المنع كما هو مبين في الشكل (20).



الشكل 20: واجهة برنامج التنفيذ الرئيسية في حالة عدم السماح للسيارة بالدخول

- في حال وجود عدم تطابق بين اللون المكشوف واللون المسجل في قاعدة المعطيات، أو في حال كان هناك أي إشكال حول السيارة ومالكها يعطي النظام إشارة إنذار كما هو موضح في الشكل (21) .



الشكل 21: واجهة برنامج التنفيذ الرئيسية بحالة عدم تطابق البيانات و إصدار إشارة الإنذار

2-3 النتائج

عند تجربة هذا البرنامج على عدد كبير من الصور، وتطبيق خوارزميات OCR والخوارزمية الإحصائية PCA كل على حدا لمقارنة النتائج مع نتائج بحثنا نحصل على النتائج الموضحة في الجدولين (2) و (3) :

الجدول 2: مقارنة بين نتائج الخوارزمية المورفولوجية وخوارزمية المقترحة من حيث تحديد موقع اللوحة

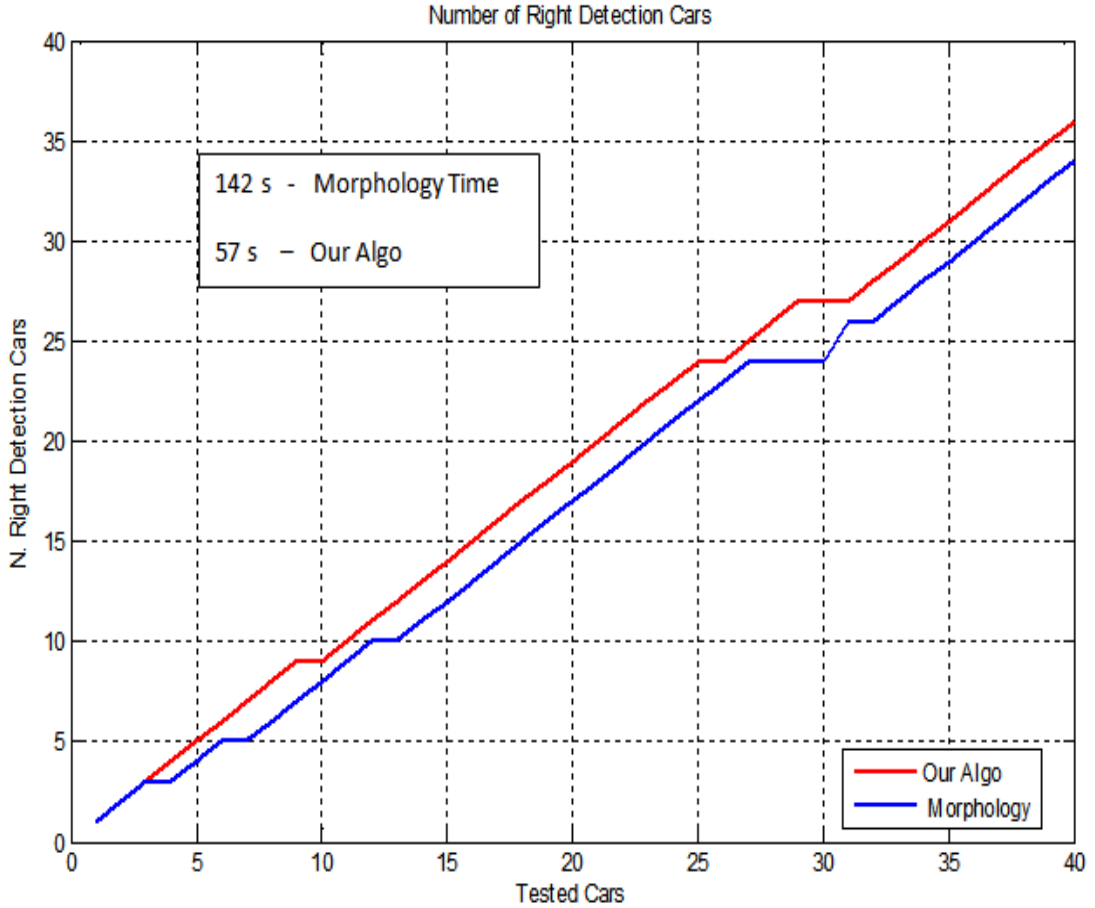
خوارزميات الكشف	نسبة خطأ الكشف	زمن التنفيذ وسطياً لكل صورة (ثانية)
الخوارزمية المورفولوجية	20% 6/30	3.5
الخوارزمية المقترحة	10% 3/30	1.4

الجدول 3: مقارنة بين نتائج خوارزمية OCR والخوارزمية PCA وخوارزمية الدمج من حيث نسبة خطأ التعرف

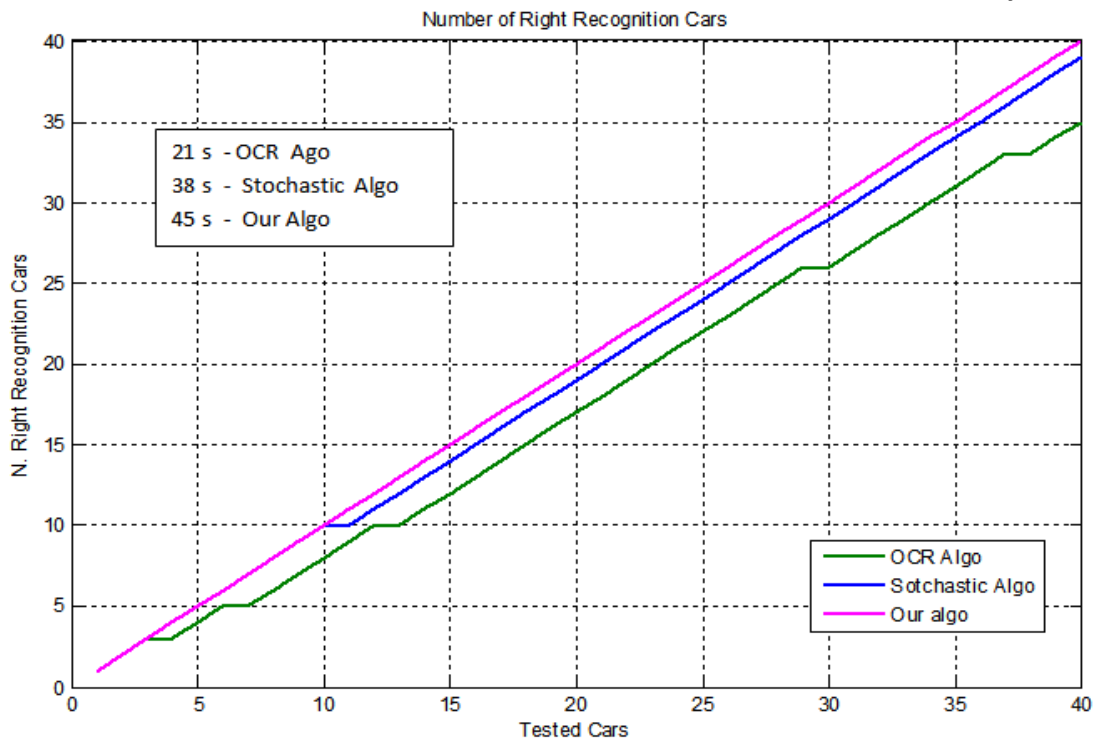
خوارزميات التعرف	نسبة خطأ التعرف	زمن التنفيذ وسطياً لكل صورة (ثانية)
OCR	13% 4/30	0.5
PCA	7% 2/30	0.9
خوارزمية الدمج	3% 1/30	1.7

يبين الشكلان (22) و (23) رسمين بيانيين توضيحيين لمقدار التحسين الذي توفره الخوارزميات المقترحة مقارنة مع الخوارزميات المستخدمة سابقاً.

1



الشكل 22: منحنى بياني يبين التحسين في تحديد موقع لوحة السيارة



الشكل 23: منحنى بياني يبين التحسين في التعرف على أرقام لوحة السيارة

المراجع :

- [1]RUSS- J, 2011 — **The IMAGE PROCESSING Handbook** .
Taylor and Francis Group , *Sixth Edition*, North Carolina
State University USA , 853P.
- [2]GONZALEZ-R, WOODS-R, 2002. **Digital Image
Processing**. Prentice Hall, Second Edition, USA, 797p.
- [3] MARTINSKY-O, 2007. **ALGORITHMIC AND
MATHEMATICAL PRINCIPLES OF AUTOMATIC
NUMBER PLATE RECOGNITION SYSTEMS**
- [4]JUKANI-N, MEHTA-H, 2010 – An Accurate Method for License
Plate Localization using Morphological Operations and Edge
Processing , **IEEE International Congress on Image and Signal
Processing** , vol.3. 2488-2491.
- [5]QADRI-M, ASIF-M, 2009–AUTOMATIC NUMBER PLATE
RECOGNITION SYSTEM FOR VEHICLE IDENTIFICATION
USING OPTICAL CHARACTER RECOGNITION, **IEEE
International Conference on Education Technology and
Computer**, vol.5. 335-338
- [6]PARK- S.H. , KIM -K.I., JUNG -K. , KIM -H.J, 1999–Locating
car license plate using Neural Network, **Electronic Letters**, Vol.
35, No. 17, pp. 1474– 1477.
- [7]KIM -K.K, KIM - K.I , KIM -J.B, KIM- H.J, 2000– Learning-
Based Approach for License Plate Recognition, **Proceeding of
IEEE Signal Processing Society Workshop**, Vol. 2, pp. 614-623
- [8]Yang- F, 2008–Detecting License Plate Based on Top-hat
Transform and Wavelet Transform, **International Conference on
Audio, Language and Image Processing**, pp. 998-1003.

[9]Yang- F, 2005 - Vehicle License Plate location Based on Histogramming and Mathematical Morphology, **Fourth IEEE Workshop on Automatic Identification Advanced Technologies**, pp. 89-94.

[10]G-Marcialis, F-Roli, **Fusion of LDA and PCA for Face Recognition**, *Department of Electrical and Electronic Engineering - University of Cagliari, Piazza d'Armi - 09123 Cagliari (Italy)*

[11] Huang-Y, Lai- S , Chuang- W, 2004–A Template-Based Model for License Plate Recognition, **IEEE International Conference on Networking, Sensing & Control**, 21-23.

[12]Ozbay- S, Ercelebi- E, 2005 –Automatic Vehicle Identification by Plate Recognition, **World Academy of Science, Engineering and Technology**, vol.9.222-225

[13]Rahman- A, Badawy- W , Radmanesh- A, 2003 – A Real Time Vehicle's License Plate Recognition System Choudhury, **IEEE Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance**.

[14] **MULTIEYE®-ANPR, artec technologies**. Digital video surveillance solutions: www.artec.de .

[15]SOMERFIELD STORES AND FORECOURT SECURITY WITH HONEYWELL VIDEO AND AUTOMATIC NUMBER PLATE RECOGNITION SOLUTION, **Honeywell Security & Data Collection**, www.honeywell.com/security/uk

[16] : http://en.wikipedia.org/wiki/Hough_transform