المجلة العراقية للعلوم الإحصائية (21) 2012
ص ص[ 24-46]

# استخدام نماذج ماركوف المخفية في التعرف على صور الوجه الاعتيادي والمحددة حافاته

د. بان احمد حسن[1] رشا رعد هادي[2]

*المستخلص*

استخدمت خوارزميات نماذج ماركوف المخفية للتعرف على صورة الوجه الاعتيـادي فـضلا عن استخدام هذه الخوارزميات للتعرف على صورة الوجه المحددة حافاتـه باسـتخدام محـددات الحافات (Canny, Sobel, Log) للتعرف على المناطق المحددة حافاتها.

ومن خلال تطبيق خوارزميات نماذج ماركوف المخفية تم التوصل إلى إمكانية التعرف علـى صورة الوجه الاعتيادي والمحددة حافاته باستخدام طريقة (Canny) أما باقي الطرائـق الأخـرى المستخدمة في تحديد الحافات والمتمثلة بكل من طريقة (Sobel, Log) كانت نسبة التعرف فيهـا على صورة الوجه جيدة إلا أن طريقة (Canny) كانت هي الأفضل. إن برامج الخوارزميـات كتبت باستخدام لغة Matlab (R2008a) 7.6.0.

# Using Hidden Markov Models in the Recognition of Face Images and Boundary Brim

## ABSTRACT

In this paper, we use algorithm models of Hidden Markov models, which concluded the possibility of recognizing the normal face as well as the face with boundary brims by using (Canny) method. By using other

[1] أستاذ مساعد/ قسم بحوث العمليات والتقنيات الذكائية / كلية علوم الحاسوب والرياضيات /جامعة الموصل/العراق

[2] مدرس مساعد/ قسم الإحصاء والمعلوماتية /كلية علوم الحاسوب والرياضيات/ جامعة الموصل/العراق

تاريخ التسليم 2011/3/13 ـــــــــــــــ تاريخ القبول 2011/5/11

methods, boundary brims of the images can be recognized using ( Sobel, Log) which gives good rate of recognition, but Canny method was the
best way. Programs of all algorithms were written using Matlab. (R2008a) 7.6.0

## مقدمة Introduction:

مع التطور الواسع في مجالات الحياة المختلفة ودخول أنظمة الحاسوب في التطبيقات كافة دعت الحاجة إلى استخدام نهج التعرف على الأنماط في مجال معالجة صور الوجه, ومن أهم هذه المجالات التي يتعامل معها هي التعرف الإجرامي والتحقق من بطاقة الائتمان واسترجاع البريد الفيديوي وغيرها من الاستخدامات.

ويعد استخدام الأنظمة المرئية الأسلوب الأكثر انتشاراً إذ تستخدم الصور في تمثيلها للبيانات وذلك لأن الإنسان بإمكانه أن يميز الصورة ويتذكرها أكثر من الكتابة فضلاً عن مساعدته في الفهم والإدراك بشكل أسرع. لذلك ظهرت الحاجة تحليل الصورة لاستخلاص معالمها وتحديد الأشكال فيها وتحويلها إلى بيانات ثم معالجتها [2].

وبشكل عام فان العمليات التصادفية هي العمليات التي تتغير مع الزمن بشكل عشوائي وتتضمن مجموعة كبيرة من النماذج ومن أكثر النماذج استخداماً هي نماذج ماركوف الاعتيادية ونماذج ماركوف المخفية التي تنتمي إلى النماذج الإحصائية.

## نماذج ماركوف المخفية Hidden Markov Models

إن مفهوم نماذج ماركوف المخفية (HMMs) وخوارزمياته مستلهمة أساساً من أكثر من (90) سنة من نماذج رياضية معروفة باسم العالم الذي اكتشفها وهو (Andrei Markov) التي ظهرت في بداية القرن العشرين والتي تدعى بنماذج ماركوف، وهذا يدل على أن نماذج ماركوف المخفية (HMMs) ما هي إلا امتداد لنماذج ماركوف الاعتيادية (MMs) [4].

لذا تعرف نماذج ماركوف المخفية بأنها عبارة عن عملية تصادفية مضاعفة تستخدم للتعرف على الخواص الإحصائية. [6] [11].

وبما أن نموذج ماركوف المخفي (HMM) هو امتداد لنموذج ماركوف الاعتيادي (MM) فإن معلمة نموذج ماركوف المخفي ($\lambda$= (A, B, $\pi$ ما هي أيضا إلا امتداد لمعلمة نموذج ماركوف الاعتيادي ( $\lambda$ = (A , $\pi$ [3] [11].

## المسائل الأساسية لنماذج ماركوف المخفية

## (The Basic Problems for HMMs)

لكي تتمكن نماذج ماركوف المخفية من أن تكون مفيدة في كثير من التطبيقات في العالم الحقيقي هناك مسالتان أساسيتان يجب أن يتم حلهما:

### 1. مسألة التقييم (Evaluation Problem)

تعمل مسألة التقييم على حساب احتمالية متسلسلة المشاهدات ($\lambda$ |p(O للنموذج عندما يكون النموذج ( $\lambda$= (A, B, $\pi$ هو المعطى. [وتحل عن طريق الخوارزمية الأمامية- الخلفية-Forward Backward Algorithm] [4] [5] [10].

### أولا: الخوارزمية الأمامية (Forward Algorithm)

يعرف المتغير الأمامي $\alpha_t(i)$ أو ما يدعى ($\alpha$-Pass) بأنه احتمالية متسلسلة المشاهدات الجزئية $O_1, O_2, \ldots\ldots O_t$ والحالة $S_i$ عند الزمن (t) عندما يكون النموذج ($\lambda$) هو المعطى [6]. وتكون بالصيغة الآتية:

$$\alpha_t(i) = P(O_1, O_2, O_3, \ldots\ldots, O_t, q_t = S_i \mid \lambda) \quad (1)$$

إن هذه الدالة الاحتمالية يمكن أن تحل لـ (N) من الحالات و( T) من المشاهدات بشكل تكراري وكالآتي [4].

1. البداية (Initialization)

$$\alpha_1(i) = \pi_i . b_i(O_1) \qquad ; i=1,2,\dots N \qquad (2)$$

2. التعاقب (Recursion)

$$\alpha_t(j) = \left[ \sum_{i=1}^{N} \alpha_{t-1}(i) a_{ij} \right] . b_j(O_t) \qquad ; j=1,2,\dots N \quad ; t= 2,3,\dots T \qquad (3)$$

3. النهاية ( Termination)

$$P(O \mid \lambda) = \sum_{i=1}^{N} \alpha_T(i) \qquad (4)$$

**ثانيا: الخوارزمية الخلفية (Backward Algorithm)**

يعرف المتغير الخلفي ($\beta_t(i)$) أو ما يدعى (β –pass) على أنه الاحتمالية لمتسلسلة المـشاهدات الجزئية $O_{t+1}, O_{t+2}, \dots, O_T$ عندما يكون المعطى هـو الحالـة ($S_i$) عنـد الـزمن (t) والنمـوذج (λ).والذي تم التعبير عنه بالصيغة الآتية:

$$\beta_t(i) = P(O_{t+1}, O_{t+2}, \dots\dots, O_T \mid q_t = S_i, \lambda) \qquad (5)$$

إن هذا الإجراء مشابه للإجراء الأمامي لكن يكون سريان الحالة بالاتجاه الخلفي فيأخذ المشاهدة الأخيرة في اللحظة الزمنية (T) لحين الوصول إلى اللحظة الأولى وكالآتي:

T ← T-1 ← T-2←.......1 [4] [1] [13] [14].

**1. البداية( Initialization)**

$$\beta_T(i) = 1 \qquad (6)$$

2. . التعاقب (Recursion)

$$\beta_t(i) = \sum_{j=1}^{N} a_{ij} b_j(O_{t+1}) \beta_{t+1}(j) \qquad ; t=T-1,T-2,\dots,1 \ ; i=1,2,\dots N \qquad (7)$$

3.النهاية (Termination)

$$\forall(t) \qquad p(O \mid \lambda) = \sum_{i=1}^{N} \alpha_t(i)\beta_t(i) \qquad (8)$$

### 3. مسألة التدريب (Training Problem)

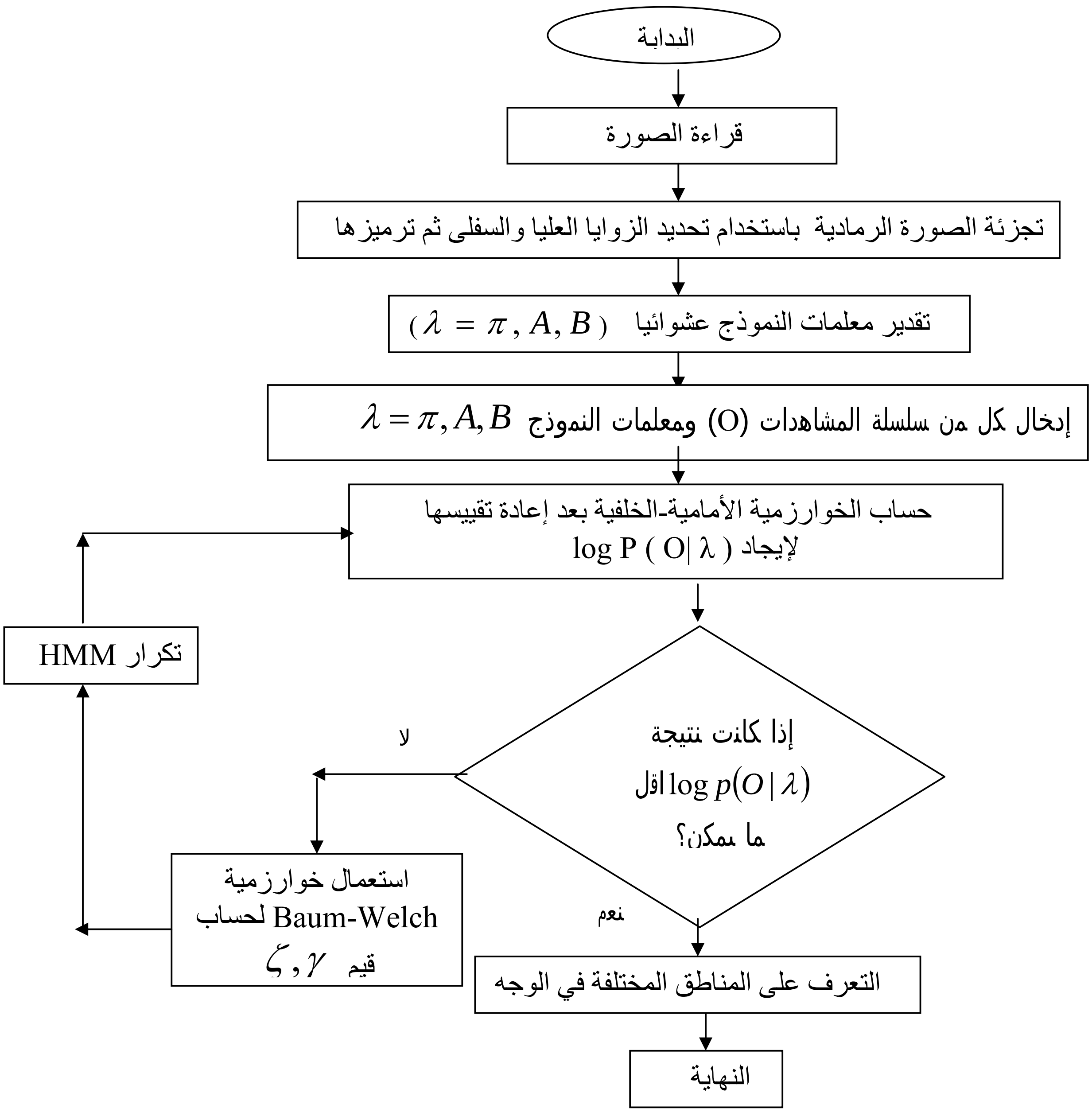
تعمل مسألة التدريب على إعادة تقدير معلمات النموذج $\lambda = (A, B, \pi)$ التي تعظم من إمكانية $p(O|\lambda)$ عندما تكون متسلسلة المشاهدة $O = \{o_1, o_2, \ldots\ldots, o_T\}$ معطاة. [وتحل هذه المسألة عن طريق Baum-Welch Algorithm] [10] [6].

### التقييس (Scaling)

إن تطبيق الخوارزميات الأساسية لنماذج (HMMs) على المتسلسلات قصيرة الطول يعطي نتائج جيدة. لكن في حالة المتسلسلات الطويلة فإن الخوارزميات لا تعطي نتائج مقبولة حتى لو تم استخدام أفضل الأجهزة واللغات الحاسوبية المتطورة ويعود السبب في ذلك الى كون أن قيم المتغيرين (الأمامي والخلفي) عندما تكون المتسلسلة طويلة تتناقص تدريجياً نحو الصفر أو القيم القريبة منه وبذلك يصعب حساب خوارزمية (BW) لأن المتغير ($\gamma_t(i)$) ينتج من حاصل ضرب كل منهما مما يجعل قيمة المقام كمية غير معرفة. لذلك تم اللجوء إلى استخدام أسلوب التقييس الذي يعمل على تقييس كل من $\alpha_t(i)$ و $\beta_t(i)$ فنحصل على ($\hat{\alpha}_t(i)$ و $\hat{\beta}_t(i)$) على التوالي. إن خطوة التقييس تتضمن إعادة التقدير لكل من ($\bar{a}_{ij}$ و $\bar{b}_j(k)$ و $\bar{\pi}_i$) ويتم الحصول عليها من خلال تطبيق الخطوات الآتية [4] [10] [7].

### الخوارزمية المقترحة في التعرف على صورة الوجه الاعتيادي

وفيما يأتي المخطط الانسيابي للتعرف على صورة الوجه الاعتيادي باستخدام نماذج ماركوف المخفية.




الشكل (1) يوضح المخطط الانسيابي للتعرف على صورة الوجه الاعتيادي باستخدام نماذج ماركوف المخفية

## الخطوة الأولى: قراءة الصورة (Image Reading)

في هذه الخطوة قراءة الصور الأصلية الملونة وتحويلها إلى صور رمادية من نوع واحد ومن ثم خزنها في مصفوفة معينة ولتكن مثل (I) لتسهيل إجراء عملية التعـرف علـى الـصور وكمـا موضحة أدناه:

1. الصورة الأولى المدخلة والتي يتم توضيحها في الشكل (2) هي صورة ملونة ذات حجم (100×100) من نوع (JPG) وبعد ذلك يتم تحويل هذه الصورة إلى صورة رماديـة مـن نـوع (BMP) لان عند تحويل الصورة إلى نوع (BMP) وتصغير حجمها تكون الصورة اقل دقة وأقل نقاوة لان ليس من الضرورة إن تكون الصورة المختبرة ذات مواصفات عالية.

2. الصورة الثانية المدخلة هي صورة ذات حجم مختلف وهو (400×320) من نوع (JPG) وبعد ذلك يتم تحويل هذه الصورة إلى صورة رمادية اللون من نوع (BMP) أما الحجم فيبقى نفـسه كما يتضح في الشكل (3). وكما موضحة الصور المدخلة أدناه.

**الشكل(2-a) الصورة الملونةface1**

**الشكل (2-b) الصورة الرماديةface1**

**الشكل (2) يوضح الصورة المدخلة (100×100 BMP) face1**

الشكل (3-a) الصورة الملونة face11

الشكل (3-b) الصورة الرماديةface11

**الشكل (3) يوضح الصورة المدخلة 400×320) face11 JPG)**

## الخطوة الثانية: تجزئة الصورة (Image Segmentation)

في هذه الخطوة تتم تجزئة الصورة الرمادية إلى مجموعة من الأجزاء باستخدام برنامج خاص بلغة Matlab يعتمد على مفهوم العنقدة و يقوم بتحديد الزوايا العليا والسفلى و تحديد الاحداثيين (x,y) للنقطة الصورية لموقع معين في الصورة المراد تجزئتها وبعد إجراء عملية التجزئة يعطى كل جزء مقطوع رمزاً معيناً و ليكن (K) (إذ إن (k) عبارة عن عدد صحيح موجب) وكما موضح في الجدول الآتي:

**الجدول (1) يوضح الرموز المعطاة للصور الاعتيادية المدخلة**

| Space of face | Eyes | Nose | Mouth | No Face |
|---|---|---|---|---|
| 1 | 2 | 3 | 4 | 5 |

وبعد ذلك يتم تحويل الصور ثنائية البعد (الصورة الرمادية) إلى متسلسلة أحادية البعد والتي تمثل متسلسلة المشاهدات (O) وقد يتم أخذ جزء بسيط من المتسلسلة لتوضيح الفكرة أعلاه ولم يتم

ذكرها بالكامل وذلك بسبب طول هذه المتسلسلة التي يبلغ (T=10000) مشاهدة بالنسبة للصورة في التطبيق الأول والموضحة في الشكل (2) ويبلغ طول المتسلسلة للـصورة فـي التطبيـق الثـاني والموضحة في الشكل (3) (T= 128000) مشاهدة. إذ إن جزءاً مأخوذ من متسلـسلة المـشاهدات للصورة في الشكل (2)

يتم توضيحها في المعادلة (27):

O1=[1;1;1;1;1;1;1;1;1;5;5;5;5;5;5;5;5;5;5;5;5;5;5;5;5;5;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;
2;2;5;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;5;5;4;4;4;4;4;4;4;4;4;5;5;5;5;5;5;5;5;5;5;5;1;1;1;
1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;5;5;5;5;5;4;4;4;4 …]
(27)

,جزء من متسلسلة المشاهدات للصورة في الشكل (3) يوضح في المعادلة (28):

O2=[1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;5;5;5;5;5;5;5;5;5;5;5;5;5;5;5;
5;5;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;4;4;4;4;4;4;4;4;4;4;4;4;4;4;4;4;4;4;4;4;4;
4;4;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;3;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;1;1;1;1;1;1;1;1;1;
1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;5;5;5;5;5;5;5;5;5;5;5;5;5;5……..]
(28)

## الخطوة الثالثة: المصفوفات الأساسية لنماذج ماركوف المخفية

## (Matrices of Hidden Markov Models)

تتضمن هذه الخطوة إدخال المصفوفات الابتدائية للنموذج $\lambda = (\pi, A, B)$, إذ يتم عادة اختيار القيم الابتدائية للمعلمات عشوائياً, فبشكل عام يتم اختيار القيم الابتدائية لعناصر المتجـه [$\pi$] هي تقريباً (1/N), وقيم عناصر المصفوفة (A) هي تقريبـاً (1/N) أمـا قـيم عناصـر المصفوفة (B) فهي تقريباً (1/M), إذ ان N تمثل عدد الحالات في النموذج، وM تمثل عـدد رموز مشاهدات الحالة الواحدة ويشترط أن تكون قيم المصفوفات غير متـساوية, وأن يكـون مجموع كل صف في المصفوفة مساوياً لواحد أي يجب تحقيق شرط التـصادفية لأنـه شـرط أساسي لإجراء التطبيق [12].

وحسب أسلوب التطبيق تكون قيم عناصر المتجه [$\pi$] هي تقريباً (1/2) وكـذلك فـإن قـيم عناصر المصفوفة (A) هي تقريباً (1/2) أما قيم عناصر المصفوفة (B) فهي تقريباً (1/5).

ويجب أن ننوه هنا بان جميع المصفوفات الأولية يتم توليدها في هذا البحث عن طريق استخدام البرنامج الثانوي الذي يستعمل دالة التوليد العشوائي (rand).

## الخطوة الرابعة: تنفيذ مسألة التقييم ومسألة التدريب

بعد الحصول على متسلسلة المشاهدات (O) وتكوين النموذج $\lambda=(\pi,A,B)$ سـوف يـتم تطبيق الخوارزمية الأمامية- الخلفية لمسألة التقييم ثم الحصول على كل من $(\alpha),(\beta)$ التي تعمل على إيجاد P(O|λ) وبما أن متسلسلة المشاهدة (O) طويلة إذا يبلـغ طولهـا فـي التطبيـق الأول (T=10000) مشاهدة والتطبيق الثاني (T= 128000) مشاهدة يتم اللجوء إلى اسـتخدام أسـلوب التقييس الذي يعمل على تقدير قيم كل من $(\alpha),(\beta)$ وحصلنا على $(\hat{\alpha}),(\hat{\beta})$ على التوالي بعدها يتم إدخال هذه المتغيرات المقدرة في حل مسألة التدريب التي تعمل على تقدير معلمـات النمـوذج باستخدام خوارزمية (Baum-Welch) والهدف من إعادة تقدير المعلمات $\lambda=(\pi,A,B)$ هـو تعظيم احتمالية متسلسلة المشاهدات إذا كان النموذج المعطى هو $\lambda=(\pi,A,B)$ مع التأكيد على أن المصفوفات الناتجة جميعها تحقق الشرط التصادفي.

ومن هذه المصفوفات الناتجة يعاد حساب $\log\ p(O\mid\bar{\lambda})$ فإذا كانت تتزايد تعاد الخطـوات السابقة وذلك باستخدام المصفوفات الجديدة الناتجة لـ$(\pi),(A),(B)$ كمصفوفات داخلة ويعاد حساب كل من $[(\alpha),(\hat{\alpha}),(\beta),(\hat{\beta}),(\gamma),(\zeta)]$ مرة أخرى, ومن ثم إيجاد مصفوفات جديـدة لـ (A), (B), ($\pi$) وهكذا نستمر في إجراء العملية إلى حين تبدأ قيمة $\log P(O\mid\bar{\lambda})$ بالتناقص, عنـدها يتم التوقف والحصول على المناطق المعرفة في الصورة بشكل إحصائي وذلك يـتم عـن طريـق ملاحظة الأجزاء التابعة للوجه والمتمثلة (بالعيون والأنف والفم وباقي الفراغـات الموجـودة فـي الوجه) تحتوي على قيم في الصف الأول للمصفوفة ($\bar{B}$) إما الأجزاء الأخرى غير التابعة للوجـه فقد أخذت في الصف الأول للمصفوفة ($\bar{B}$) قيم صفرية, وإذا يتم ملاحظة الـصف الثـاني مـن

المصفوفة ( $\overline{B}$ فإننا نجد أن قيم الأجزاء التابعة للوجه تكون قيماً صفرية أما القيم التي تكون غيـر تابعة للوجه فتحمل قيماً غير صفرية وهذا ما يؤكد أن الصورة التي يتم التعرف عليها كانت تحتوي على وجه.

## نتائج التطبيق

### ❁ نتائج التطبيق على الصورة الأولى

يتم في هذه الفقرة قراءة الصورة الموضحة في الشكل (2) ذات حجم (100×100) من نوع (BMP) وبعد ذلك تتم تجزئة هذه الصورة وترميزها بالاستناد إلى البرامج المعدة فكانـت النتـائج للصورة الأولى كالآتي:

لقد لوحظ بأن قيمة $\log P(O|\overline{\lambda})$ عند التكرار الأخير (35) كانت كالآتي:

$$= -4.1124e+003$$

$$\log P(O|\overline{\lambda})$$

قيمة ($\overline{\pi}$) عند التكرار الأخير (35) تكون كالآتي:

$$\overline{\pi} = [0.0000 \quad 1.0000]$$

أن المصفوفة الاحتمالية الانتقالية $(\overline{A})$ تكون بالشكل الآتي:

عند التكرار الأخير (35) كانت قيم المصفوفة بالشكل الآتي:

$$\overline{A} = \begin{bmatrix} 0.9851 & 0.0149 \\ 0.0095 & 0.9905 \end{bmatrix}$$

وإن مصفوفة التوزيع الاحتمالي $(\overline{B})$ عند التكرار الأخير (35) كانت بالشكل الآتي:

**الجدول (2) يوضح مصفوفة $\overline{B}$ عند التكرار (35) في حالة تطبيق الصورة في الشكل (2)**

| | No Face | Eyes | Nose | Mouth | Space of Face |
|---|---|---|---|---|---|
| Face | 0.0000 | 0.1837 | 0.0602 | 0.0579 | 0.6981 |
| No Face | 1.0000 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 |

## ❁ نتائج التطبيق على الصورة الثانية

تتم في هذه الفقرة قراءة الصورة الملونة الموضحة في الشكل (3) من نوع (JPG) ذات حجم (320×400) ومن ثم تحويلها إلى صورة رمادية من نوع (BMP) وبعد ذلك تـتم تجزئـة هـذه الصورة وترميزها بالاستناد إلى البرامج المعدة لهذا الغرض فكانت النتائج للصورة الثانية كآلاتي:

لقد لوحظ بأن قيمة $\log P(O|\bar{\lambda})$ عند التكرار الأخير (33) كانت كالآتي:

$$= -4.2949e+004$$

$$\log P(O|\bar{\lambda})$$

وان متجه القيمة الابتدائية ($\pi$) كان عند التكرار الأخير(33) كالآتي:

$$\bar{\pi} = [0.0000 \quad 1.0000]$$

أما المصفوفة الاحتمالية الانتقالية $(\bar{A})$ فتكون بالشكل الآتي:

عند التكرار الأخير (33) فقد كانت قيم المصفوفة بالشكل الآتي:

$$\bar{A} = \begin{bmatrix} 0.9962 & 0.0038 \\ 0.0022 & 0.9978 \end{bmatrix}$$

وإن مصفوفة التوزيع الاحتمالي $(\bar{B})$ عند التكرار الأخير(33) كانت بالشكل الآتي:

**الجدول (3) يوضح مصفوفة $\bar{B}$ عند التكرار (33) في حالة تطبيق الصورة في الشكل (3)**

| | No Face | Eyes | Nose | Mouth | Space of Face |
|---|---|---|---|---|---|
| Face | 0.0000 | 0.1736 | 0.0494 | 0.0581 | 0.7189 |
| No Face | 1.0000 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 |

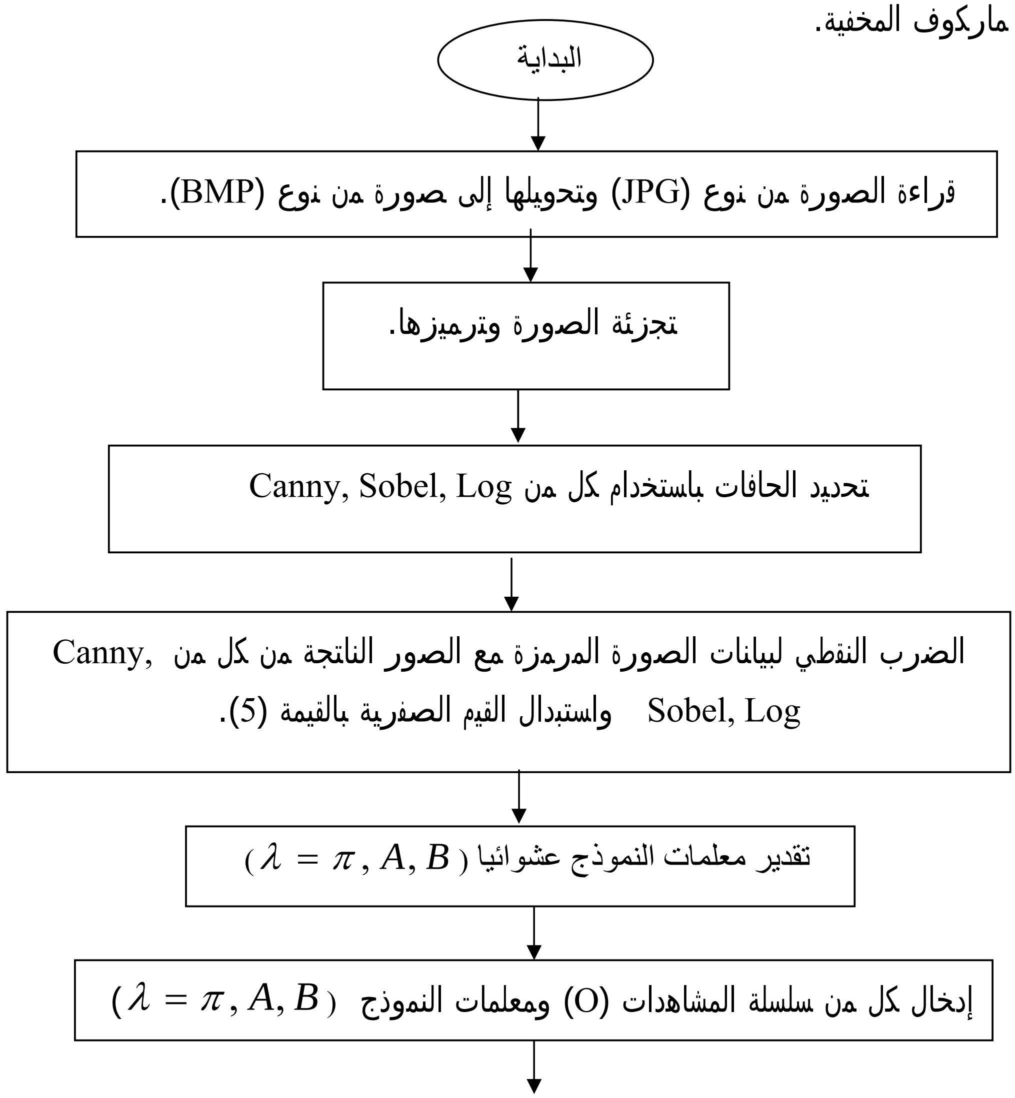
## 2. التعرف على صورة الوجه المحددة حافاته باستخدام نماذج ماركوف المخفية

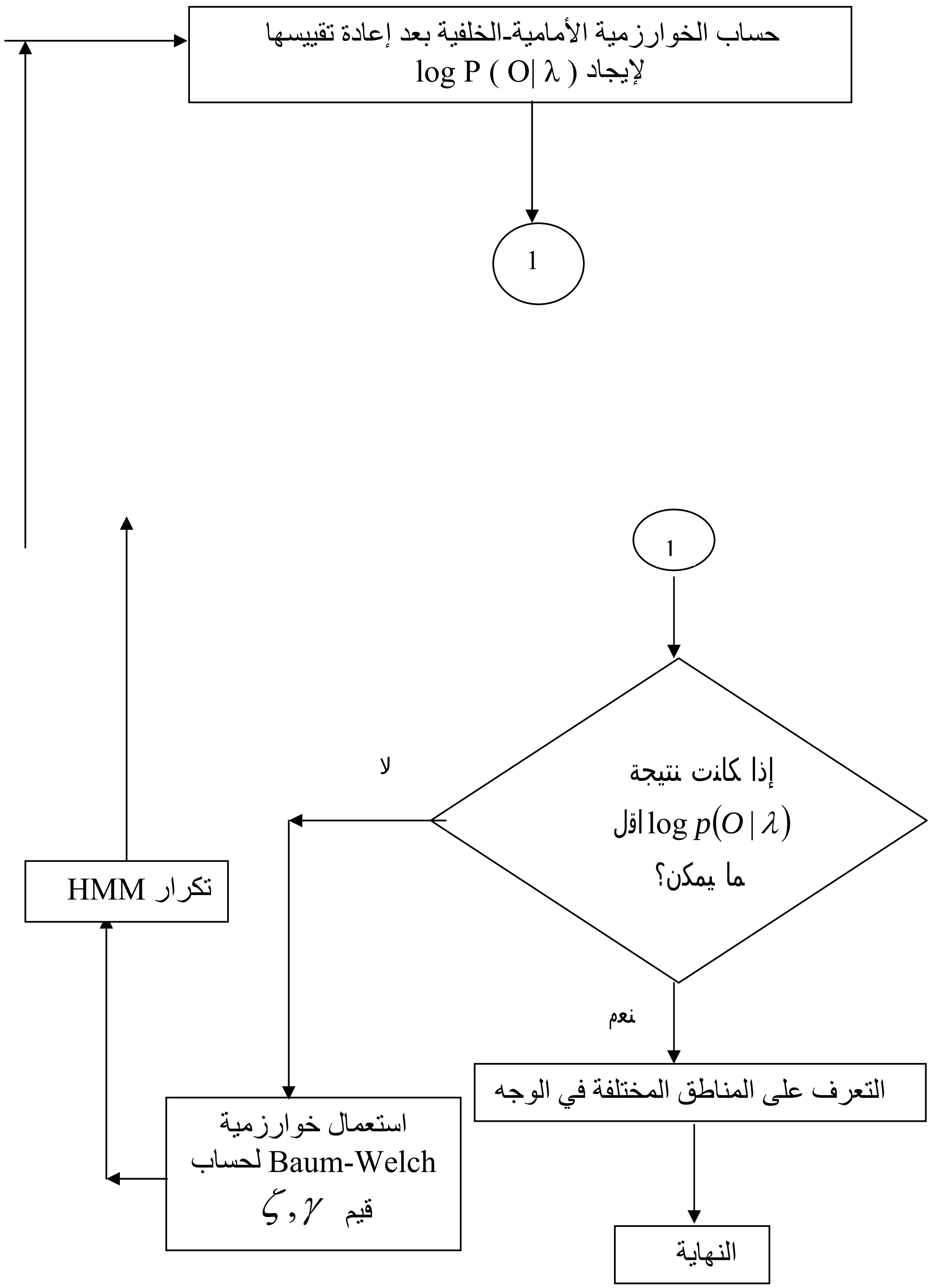
## Recognition of Face Image with Boundary Brim Using Hidden Markov Models

يتم في هذه الفقرة التعرف على صورة الوجه باستخدام محددات الحافات من الأنواع الآتية " Canny " ," Sobel" , " Log " ومن ثم تطبيق خوارزميات نماذج مـاركوف المخفيـة علـى النتائج الظاهرة من قبل هذه المحددات و حسب الخوارزمية المقترحة آلاتية:

## الخوارزمية المقترحة في التعرف على صورة الوجه المحددة حافاته.

الشكل الآتي يمثل المخطط الانسيابي للتعرف على صورة الوجه المحددة حافاتـه باسـتخدام نماذج ماركوف المخفية.






**الشكل (4) المخطط الانسيابي للتعرف على صورة الوجه المحددة حافاته باستخدام نماذج ماركوف المخفية**

## الخطوة الأولى: قراءة الصورة (Image Reading)

تتم في هذه الخطوة قراءة الصورة الأصلية الملونة وتحويلها إلى صور رمادية ومن ثم خزنها في مصفوفة معينة ولتكن مثل (I) لتسهيل إجراء عملية التعرف على الصور كما موضحة في الشكل (5).

**الشكل (5-a) الصورة الملونةface1** **الشكل (5-b) الصورة الرماديةface1**

**الشكل (5) يوضح الصورة المدخلة face1 (100×100 JPG)**

## الخطوة الثانية: تجزئة الصورة (Image Segmentation)

في هذه الخطوة تتم تجزئة الصورة إلى مجموعة من الأجزاء عن طريق تحديد الزوايا العليا والسفلى كما بينا سابقا وذلك عن طريق تحديد الاحداثيين (x,y) للنقطة الصورية لموقع معين في الصورة المراد تجزئتها وبعد إجراء عملية التجزئة يعطى كل جزء مقطوع رمزاً معيناً و ليكن (K) (إذ إن (k) عبارة عن عدد صحيح موجب) وكالآتي:

**الجدول (4) يوضح الرموز المعطاة لصورة الوجه المحددة حافاته المدخلة**

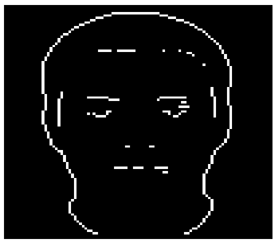
| Eyes | Nose | Mouth |
|---|---|---|
| 4 | 3 | 2 |

وبعد ذلك يتم تحويل الصور ثنائية البعد (الصورة الرمادية) إلى متسلسلة أحادية البعد والتي تمثل متسلسلة المشاهدات (O) وأن طول المتسلسلة للصورة المدخلة كانت تساوي (10000) مشاهدة.

## الخطوة الثالثة: تطبيق تحديد الحافات(Boundary Brim Appliance)

يتم في هذه الخطوة تطبيق تحديد الحافات على الصورة المدخلة ويـتم هنـا أيـضاً تطبيـق المحددات الآتية " Canny ", "Sobel " " Log " فكانت الصورة الناتجـة لكـل مـن الأنـواع المذكورة موضحة في الشكل أدناه.

الشكل (6-a) محدد الحافة (Canny)



الشكل (6 - b) محدد الحافة (Sobel)

الشكل (6-c) محدد الحافة (Log)

الشكل (6) يوضح صورة الوجه المحدد حافاته بالمحددات 'a-"Canny , b-" Sobel , c- " Log "

## الخطوة الرابعة: ضرب الصورة المرمزة مع صورة الوجه المحددة حافاته

في هذه الخطوة يتم ضرب صورة الوجه المرمزة مع صورة الوجه المحددة حافاتـه ضـرباً نقطياً فيتم الحصول على صورة الوجه المرمزة الجديدة التي تحتوي على الرموز الآتية 0,1,2,3,4 وبما أن نظام (Matlab) عند تطبيق خوارزميات نماذج ماركوف المخفية لا يتقبل القيم الـصفرية لذا يتم استبدال كل قيمة صفرية برقم (5) ولتوضيح الفكرة أعلاه سوف يأخذ جـزءاً بـسيطاً مـن المتسلسلة الناتجة عند تطبيق محدد الحافات (Canny) وهذا الكلام ينطبق على كـل مـن محـدد الحافات (Sobel) و( Log) وكما موضحة بالآتي:جزء بسيط من متسلسلة المـشاهدات للـصورة المطبق عليها محدد الحافات (Canny)

O=[0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,1,1,1,,1,1,1,,2,2,2,2,2,2,0,0,0,0,0,0,0,0,0,0,3,3,3,
3,3,3,4,4,4,4,4,4,4,4,4,4,4,4,0,0,0,0,0,0,0,0,0,2,2,2,2,2,2,2,1,1,1,1,1,1,1,1,3,3,3
,3…..]

فيتم استبدال كل رقم (0) بـ الرقم (5) لمتسلسلة هذه الصورة وكالاتي:

O=[5,5,5,5,5,5,5,5,5,5,5,1,1,1,,1,1,1,,2,2,2,2,2,2,5,5,5,5,5,5,5,5,5,5,3,3,3,
3,3,3,4,4,4,4,4,4,4,4,4,4,4,4,5,5,5,5,5,5,5,5,5,2,2,2,2,2,2,2,1,1,1,1,1,1,1,1,3,3,3
,3…..]

وبعد ذلك يتم تطبيق خوارزميات نماذج ماركوف المخفية على المتسلسلة المحورة.

## الخطوة الخامسة المصفوفات الأساسية لنماذج ماركوف المخفية

## The Basic Matrices Based of Hidden Markov Model

يتبع الأسلوب نفسه الذي تم ذكره سابقاً في الخطوة الثالثة من الخوارزمية المقترحة للتعرف على صورة الوجه الاعتيادي. وحسب أسلوب التطبيق المستخدم في التعرف على صورة الوجه المحددة حافاته فان قيم عناصر المتجه [$\pi$] هي تقريباً (1/2) وقيم عناصر المصفوفة (A) هي تقريباً (1/2) أيضا أما قيم عناصر المصفوفة (B) فهي تقريباً (1/5) إذا إن هذه المصفوفات تحقق الشروط التصادفية.

## الخطوة السادسة: تنفيذ مسالة التقييم ومسالة التدريب

يتبع الأسلوب نفسه الذي تم ذكره سابقاً في الخطوة الرابعة من الخوارزمية المقترحة في التعرف على صورة الوجه الاعتيادي. لكن هذه الخطوة تطبق في هذه الفقرة على صورة الوجه المحدد حافاته باستخدام محددات الحافة " Canny ", " Sobel"," Log ".

## نتائج التطبيق

### ❁ نتائج التطبيق على صورة الوجه المحددة حافاته بمحدد الحافات (Canny)

يتم تطبيق الخوارزمية المقترحة على صورة الوجه المحددة حافاته بمحدد الحافات (Canny) الموضحة في الشكل (a-6) ذات الحجم (100×100) من نوع (JPG), ومن ثم قـراءة الـصورة الموضحة في الشكل (b-5) وتحويلها إلى صورة من نوع (BMP) والتي تمت تجزئتها وترميزهـا سابقا ومن ثم ضربها ضربا نقطيا مع الصورة المحددة حافاتها بمحدد الحافات (Canny). بعـد أن تم قراءتها في برنامج نماذج ماركوف المخفية أعطت النتائج الآتية:

لقد لوحظ أن قيمة $\log P(O|\bar{\lambda})$ عند التكرار (72) الأخير كانت كالآتي:

$$\log P(O|\bar{\lambda}) = -1.7414e+003$$

وان متجه القيمة الابتدائية $(\pi)$ كان عند التكرار الأخير(72) كالآتي:

$$\bar{\pi} = \begin{bmatrix} 0.0000 & 1.0000 \end{bmatrix}$$

وكانت المصفوفة الاحتمالية الانتقالية $(\bar{A})$ بالشكل الآتي:

عند التكرار الأخير (72) فقد كانت قيم المصفوفة بالشكل الآتي:

$$\bar{A} = \begin{bmatrix} 0.9292 & 0.0708 \\ 0.0086 & 0.9914 \end{bmatrix}$$

وأن مصفوفة التوزيع الاحتمالي $(\bar{B})$ عند التكرار الأخير(72) كانت كما في الجدول (5):

**الجدول (5) يوضح مصفوفة $\bar{B}$ عند التكرار (72) في حالة تطبيق صورة الوجـه المحـدد حافاته باستخدام محدد الحافات (Canny)**

| | No Face | Eyes | Nose | Mouth | Space of Face |
|---|---|---|---|---|---|
| Face | 0.0000 | 0.1914 | 0.1987 | 0.6099 | 0 |
| No Face | 1.0000 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 | 0 |

### ❁ نتائج التطبيق على صورة الوجه المحددة حافاته بمحدد الحافات (Sobel)

يتم تطبيق الخوارزمية المقترحة على صورة الوجه المحددة حافاته بمحدد الحافات (Sobel) الموضحة في الشكل (b-6) ذات الحجم (100×100) من نوع (JPG), ومن ثم قراءة الصورة الموضحة في الشكل (b-5) وتحويلها إلى صورة من نوع (BMP) والتي تمت تجزئتها وترميزها سابقا ومن ثم ضربها ضربا نقطيا مع الصورة المحددة حافاتها بمحدد الحافات (Sobel) و بعد أن تم قراءتها في البرنامج الذي يوضح نماذج ماركوف المخفية فأعطت النتائج الآتية:

لقد لوحظ أن قيمة $\log P(O\,|\,\bar{\lambda})$ عند التكرار(283) الأخير كانت كالآتي:

$$= -1.4668e+003$$

$$\log P(O\,|\,\bar{\lambda})$$

وأن متجه القيمة الابتدائية $(\pi)$ كان عند التكرار الأخير(283) كالآتي:

$$\bar{\pi} = \begin{bmatrix} 1 & 0 \end{bmatrix}$$

وأن المصفوفة الاحتمالية الانتقالية $\left(\bar{A}\right)$ تكون بالشكل الآتي:

$$\bar{A} = \begin{bmatrix} 0.9948 & 0.0052 \\ 0.2847 & 0.7153 \end{bmatrix}$$

وأن مصفوفة التوزيع الاحتمالي $\left(\bar{B}\right)$ عند التكرار الأخير(283) كانت كما في الجدول (6):

**الجدول (6) يوضح مصفوفة $\bar{B}$ عند التكرار (283) في حالة تطبيق صورة الوجه المحدد حافاته باستخدام محدد الحافات (Sobel)**

| | No Face | Eyes | Nose | Mouth | Space of Face |
|---|---|---|---|---|---|
| Face | 0.0115 | 0.0017 | 0.0004 | 0.0052 | 0.9812 |
| No Face | 1.0000 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 |

### ❁ نتائج التطبيق على الصورة الوجه المحددة حافاته بمحدد الحافات (Log)

يتم تطبيق الخوارزمية المقترحة على صورة الوجه المحددة حافاته بمحدد الحافـات (Log) الموضحة في الشكل (c-6) ذات الحجم (100×100) من نوع (JPG), ومن ثم قـراءة الـصورة الموضحة في الشكل (b-5) وتحويلها إلى صورة من نوع (BMP) والتي تمت تجزئتها وترميزها سابقا ومن ثم ضربها ضربا نقطيا مع الصورة المحددة حافاتها بمحدد الحافات (Log).

بعد أن يتم قراءتها في البرنامج الذي يوضح برمجة خوارزميات نماذج مـاركوف المخفيـة فأعطت النتائج الآتية:

لقد لوحظ أن قيمة $\log P(O|\bar{\lambda})$ عند التكرار الأخير(281) كانت كالآتي:

$$\log P(O|\bar{\lambda}) = -1.6698e+003$$

وأن متجه القيمة الابتدائية كان عند التكرار الأخير(281) كالآتي:

$$\bar{\pi} = [1 \quad 0]$$

وأن المصفوفة الاحتمالية الانتقالية $(\bar{A})$ تكون بالشكل الآتي عند التكرار الأخير (281):

$$\bar{A} = \begin{bmatrix} 0.9938 & 0.0062 \\ 0.3045 & 0.6955 \end{bmatrix}$$

وأن مصفوفة التوزيع الاحتمالي $(\bar{B})$ عند التكرار الأخير(281) كانت كما في الجدول (7):

**الجدول (7) يوضح مصفوفة $\bar{B}$ عند التكرار (281) في حالة تطبيق صورة الوجه المحدد حافاته باستخدام محدد الحافات (Log)**

| | No Face | Eyes | Nose | Mouth | Space of Face |
|---|---|---|---|---|---|
| Face | 0.0145 | 0.0028 | 0.0009 | 0.0039 | 0.9779 |
| No Face | 1.0000 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 | 0.0000 |

## 3. الاستنتاجات Conclusions :

1. لا يمكن التعامل مع الصور الملونة للتعرف عليها إلا بعد تحويلها إلى صورة رمادية حتى يسهل تحويلها إلى متسلسلة ذات بعد واحد.
2. المتسلسلات الطويلة تتطلب استخدام أسلوب التقييس في نماذج ماركوف المخفية لان هذا الأسلوب يعمل على رفع قيمة احتمالية متسلسلة المشاهدات عندما تكون المعلمات معلومة.
3. إن أهم جزء من النتائج هو القيم التي يتم الحصول عليها من المصفوفة $(\overline{B})$ عند التكرار الأخير بالنسبة لصورة الوجه الاعتيادي و صورة الوجه المحددة حافاته بمحدد الحافات (Canny)، فقد لوحظ إن خوارزميات نماذج ماركوف المخفية لها القدرة على التعرف على الأشياء التابعة لصور الوجه مما يؤكد إن الصور التي تم التعامل معها كانت حاوية على وجه واضح المعالم.
4. كانت الملامح الأصلية لصور الوجه غير واضحة في الصور المحددة حافاتها باستخدام المحددات (Log) و (Sobel) لذلك لم تستطع خوارزميات نماذج ماركوف المخفية التعرف على محتويات الصورة بشكل صحيح. وعليه تم استنتاج إن أسلوب (Canny) يعطي تفاصيل واضحة لمحتويات الصور عكس المحددات (Log) و (Sobel) التي أعطت أسلوباً للتعرف على محتويات الصورة بشكل اقل كفاءةً.

## 5. التوصيات:

1. نوصي بتطبيق نماذج ماركوف المخفية على صور متنوعة أخرى وتمييزها ولاسيما في المجال الطبي مثل تشخيص الحصى في الكلى وتشخيص الأورام السرطانية وغيرهما.
2. نوصي بدمج نماذج ماركوف المخفية مع أسلوب الشبكات العصبية وتطبيقه على الصور ثلاثية الأبعاد.

## 6. المصادر References:

1- الصوفي, رنا بشار حسين محمد, (2005), " استخدام سلاسل ماركوف المخفية في تمييز حروف العلة في اللغة الانكليزية ", رسالة ماجستير غير منشورة, قسم الإحصاء, كلية علوم الحاسبات والرياضيات, جامعة الموصل, العراق.

2- العبيدي, إيمان ذنون صديق, (2002), "تمييز الحروف الانكليزية المطبوعـة باسـتخدام أسلوب التمييز القواعدي", رسالة ماجستير غير منشورة, قسم علـوم الحاسـبات, كليـة علـوم الحاسبات والرياضيات, جامعة الموصل, العراق.

3 - العجوز, زينة فالح صالح,( 2007), " النمذجة الرياضية في تحليل المتتابعات الزمنية مع التطبيق", رسالة ماجستير غير منشورة,قسم الرياضيات, كلية علوم الحاسـبات والرياضـيات, جامعة الموصل,العراق.

4 - Abdulla, W. H. and Kasabov, N. K. (1999), " The Concept of Hidden Markov Model in Speech Recognition", Dept. of Knowledge Engineering Lab. Dept. Information Science, College of Engineering ,University of Otage, New Zealand.

5 - Grant, G. and Ewens, W. (2005), "Statisical Methods in Bioinformatics ", Second Edition, University of Pennsylvania, Philadelphia, USA.

6 - Johannesson, P. (1999), " Rain Flow Analysis of Switching Markov Loads", PhD thesis, Lund Institute of Technology, Lund.

7- Rabiner, L. R. (1989). "ATutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition " , Proceeding of IEEE, Vol. 77, No. 2, PP. 257-286.

8 - Robert, J. E ; Lakhdar, A; and John B. M. (2008), " Hidden Markov Models Estimation and Control", 3rd printing vol. 29 ISBN 0-387-94364-1, Dept of Systems Engineering, Australia

9 - Samaria, F. (1993), " Face Segmentation For Identification Using Hidden Markov Models ", Dept. Engineering, Cambridge University, Cambridge CB2 1QA, United Kingdom.

10 - Wolberg, G. (1998), " Image Morphing a Survey ", Dept. of Computer Science New York, NY 10031, No.14. pp 360-375, USA.

11- Xuan, T. (2004), "Autoregressive Hidden Markov Model with Application in Study ", Thesis of Science, S7N5E6, Dept. of Mathematics and Statistics, University of Saskatchewan, Saskatoon.

12- Yang, M.H. ; Kriegman, D. J; and Ahuja N. (2002), " Detecting Faces in Images: A Survey ", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 24, NO. 1, Dept. of Computer Science, Buckman Institute, University of Illinois at Urbanna-Champaign, Urbanna.

13- Blunsom, P. (2004), "Hidden Markov Models", modified :- 13/ April/ 2009.[Online] Available
http:// www.cs.mu.oz.au/460/2004/materials/hmm- tutorial.pdf

.

14- Venkataramanan,L. and Sigworth F. J. (2002), "Applying Hidden Markov Models to the Analysis of Single IonChannel Activity",Dept. of Cellular and Molecular Physiology, Yale University School of Medicine, Connecticut E- 06520 USA , 8/ May/ 2009. [Online] Available.
http:// sciencedirect.com/science?_ob=MImg&...&ie=/sdarticle.pdf