المجلة العراقية للعلوم الإحصائية (20) 2011
عدد خاص بوقائع المؤتمر العلمي الرابع لكلية علوم الحاسوب والرياضيات
ص ص [204-221]

استخدام نماذج ماركوف المخفية في التعرف على صور الوجه المشوه والمركب من صورتين مشوهتين

د. بان أحمد حسن متراس [*] رشا رعد هادي المولى [**]

المستخلص

تم في هذا البحث استخدام خوارزميات نماذج ماركوف المخفية للتعرف على صورة الوجه المشوه وصورة الوجه المركب لغرض التعرف على أقسام الوجه الحقيقية للصورة. ومن خلال تطبيق خوارزميات نماذج ماركوف المخفية ودمجها مع خوارزمية (Beier-Neely) تم التوصل إلى إمكانية التعرف على صورة الوجه المشوه وصورة الوجه المركب من صورتين مشوهتين. إن أهم جزء من النتائج هو القيم التي تم الحصول عليها من المصفوفة $(\overline{B})$ عند التكرار الأخير بالنسبة الى صورة الوجه المشوه والمركب 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. إن برامج الخوارزميات كتبت باستخدام لغة Matlab 7.6.0 (R2008a).

Recognition of Warping Face Image and Morphing Face Image of Two Warping Image Using Hidden Markov Model

ABSTRACT

In this paper, using algorithm models of Hidden Markov models, it has been concluded that the possibility of recognizing the warp face and the morph face the image real departments face on recognizing object. In through applicability Algorithms model of Hidden Markov and allegation with Algorithm (Beier-Neely) get through in to practicability the defining recognizing the warp face image and the morph face image. The results of hidden Markov models indicate that the matrix at the final iterate able to recognize the warp face and the morph face. Programmers of all algorithm are writhen using the language Matlab (R2008a) 7.6.0.

[*] استاذ مساعد/كلية علوم الحاسوب والرياضيات/جامعة الموصل.
[**] ماجستير/كلية علوم الحاسوب والرياضيات/جامعة الموصل.

تاريخ التسلم: 2011/10/1 ــــــــ تاريخ القبول : 21 /12 /2011

1. مقدمة Introduction :

يعد استخدام الأنظمة المرئية الأسلوب الأكثر انتشاراً إذ تستخدم الصور في تمثيلها للبيانـات وذلك لأن الإنسان بإمكانه أن يميز الصورة ويتذكرها أكثر من الكتابة فضلاً عن مساعدته في الفهم والإدراك بشكل أسرع. لذلك ظهرت الحاجة الى تحليل الـصورة لاسـتخلاص معالمهـا وتحديـد الأشكال فيها وتحويلها إلى بيانات ثم معالجتها [2].

وبشكل عام فان العمليات التصادفية هي العمليات التي تتغير مع الـزمن بـشكل عـشوائي وتتضمن مجموعة كبيرة من النماذج ومن أكثر النماذج استخداماً في معالجة الـصور والتعـرف عليها هي نماذج ماركوف الاعتيادية ونماذج ماركوف المخفيـة التـي تنتمـي إلـى النمـاذج الإحصائية.

2. نماذج ماركوف المخفية Hidden Markov Models

إن مفهوم نماذج ماركوف المخفية (HMMs) وخوارزمياته مستلهمة أساساً من أكثر مـن (90) سنة من نماذج رياضية معروفة باسم العالم الذي اكتشفها وهو (Andrei Markov) التـي 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] [8].

وبما أن نموذج ماركوف المخفي (HMM) هو امتداد لنموذج ماركوف الاعتيادي (MM) فإن معلمة نموذج ماركوف المخفي $\lambda = (A, B, \pi)$ ما هي أيـضا إلا امتـداد لمعلمـة نمـوذج ماركوف الاعتيادي $\lambda = (A, \pi)$ [3] [8].

3. المسائل الاساسية لنماذج ماركوف المخفية

لكي(The Basic Problems for HMMs)

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

a. مسألة التقييم (Evaluation Problem)

تعمل مسألة التقييم على حساب احتمالية متسلسلة المشاهدات $p(O|\lambda)$ للنموذج عندما يكون النمـوذج $\lambda = (A, B, \pi)$ هـو المعطـى. [وتحـل عـن طريـق الخوارزميـة الأماميـة- الخلفية Forward-Backward Algorithm] [4] [5] [7].

أولا: الخوارزمية الأمامية (Forward Algorithm)

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

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

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

1. البداية (Initialization)

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

2. التعاقب (Recursion)

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

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 المشاهدات الجزئية $O_{t+1}, O_{t+2}, \ldots, O_T$ عندما يكون المعطى هو الحالـة (S_i) عنـد الـزمن (t) والنمـوذج (λ).والذي تم التعبير عنه بالصيغة الآتية:

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

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:

. [10][9] [1] [4] 1…….←T-2 ← T-1 ← T

1. البداية(Initialization)

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

2. التعاقب (Recursion)

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

3. النهاية (Termination)

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

b. مسألة التدريب (Training Problem)

تعمل مسألة التدريب على إعادة تقدير معلمات النموذج $\lambda= (A, B, \pi)$ التي تعظـم مـن إمكانية $p(O|\lambda)$ عندما تكون متسلسلة المشاهدة $O = \{o_1 , o_2 , \ldots\ldots,o_T \}$ معطاة. [وتحل هـذه المسألة عن طريق Baum-Welch Algorithm] [7] [6] [12] [13].

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 استخـدام أفضل الأجهزة واللـغات الحاسوبية المتطورة ويعـود السبب في ذلـك كون أن قيـم المتغيـرين

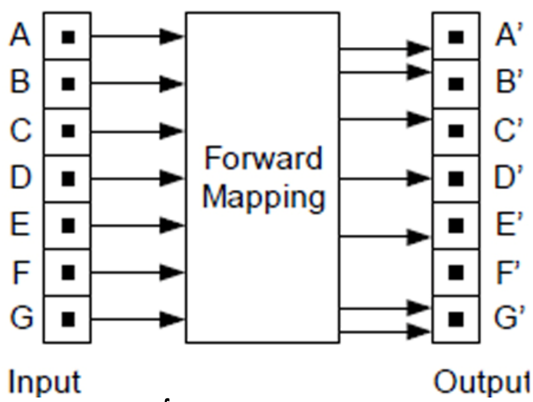
(المتـغير الأمامي والمتغير الخلفي) عندما تكون المتسلسلة طويلة تتناقص تدريجياً نحو الصفر أو القيم القريبة منه وبذلك يصعب حساب خوارزمية (BW) لذلك تم اللجوء إلى استخدام أسلوب التقييس الذي يعمل على تقييس كل من $\alpha_t(i)$ و$\beta_t(i)$ فنحصل على($\hat{\alpha}_t(i)$ و $\hat{\beta}_t(i)$) على التوالي. [4]

4. تشويه الصور (Warping Images)

تشويه الصور (تحويل الصور) هو عبارة عن عملية تسمح لمجموعة من الـصور بتـشكيل مجموعة أخرى من الصور الطبيعية المفهومة [11] [15].

4.1 تشويه الصور الأمامي (Forward Images Warping)

إن النقاط الصورية للصورة المدخلة موضوعة في خط المسح (خط المسح هو الخـط الـذي يربط بين نقطتين للميزة المحددة) والنتائج المتوقعة تكون واضحة في الصورة المخرجة [11 [15].

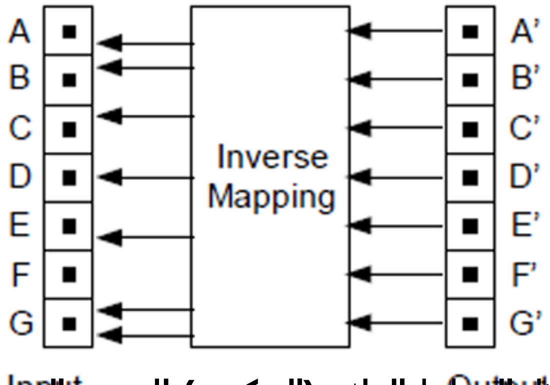


الشكل (1) يمثل التخطيط الأمامي للتشويه الهندسي

4.2 تشويه الصور الخلفي (العكسي) (Inverse Images Warping)

يعمل هذا الأسلوب على تحويل إحداثيات النقاط كلها للصورة المخرجة إلى نقاط الصورة المدخلة عن طريق دوال التخطيط، أي بمعنى تمر بالنقطة الصورية للصورة المخرجة ونختبر النقطة الصورية للصورة الناتجة لذا فإن قيمة النقاط في الصورة المدخلة منسوبة إلى النقاط في الصورة الناتجة دون وجود أي نوع من الثغرات. وهذا يعني إن نقاط الصورة الناتجة ممركزة على قيم الأعداد الصحيحة والمتوقع الحصول على قيم حقيقية للصورة المدخلة [14] [15] [17].

ويمكن توضيحه بالشكل الآتي:



الشكل (2) يمثل التخطيط الخلفي (المعكوس) للتشويه الهندسي

4.3 خوارزمية (Beier-Neely)

إن خوارزمية (Beier-Neely) تعتمد على استخدام الأسلوب العكسي من أجل إجراء عملية التشويه المستندة الى التحديد المسبق للميزة إذ تعتبر هذه الخوارزمية من الخوارزميات الشعبية ذوات المجال الواسع فقد قدم هذه الخوارزمية Beier وNeely ونشرت في عام (1992) (والتي تعتبر الميزة أساس التحويل في الصور) [11] [16].

لذا يمكن أن نعرف خوارزمية Beier-Neely بوصفها تقنية تستخدم من أجل عمل التشويه والتركيب للصور ثنائية الأبعاد لهذا السبب تدعى باسم حقل تركيب الصور وأن أهم الخطوات الرئيسة لهذه الخوارزمية هو العمل على تحديد الميزات للصور المدخلة وتكون على نوعين: [14] [15]

❁ خوارزمية Beier-Neely لمتطابقة الخط الوحيد (في حالة الخط الواحد).

Single line correspondence Beier-Neely algorithm.

❁ خوارزمية Beier-Neely لمتطابقة الخطوط المتعددة (في حالة الخطوط المتعددة).

Multiple line correspondence Beier-Neely algorithm

إن خوارزمية حقل التشويه (في حالة الخط الواحد) يجب إن تحدد فيها بعض الأشياء الضرورية بالنسبة للصورة المدخلة وأيضا للصورة الناتجة وكالآتي: [14] [15]

1. تحديد خط الميزة أما يدوياً أو آليا فخط الميزة بالنسبة للصورة المدخلة يحدد عن طريق مقدار النقاط النهائية (يقصد بها أزواج قطعة الخط) (P’) (Q’) كذلك خط الميزة بالنسبة للصورة الناتجة أيضا يحدد عن طريق مقدار النقاط النهائية (P) (Q). إذا إن خط الميزة يربط مابين إحداثي النقطة الصورية للصورة الناتجة (X) و إحداثي النقطة الصورية للصورة المدخلة (X').

2 . لكل نقطة صورية في الصورة المدخلة تم حساب كل من (u) التي تمثل المسافة الأفقية المنطبقة على خط الميزة وتكون قيمتها واقعة على طول خط الميزة وحساب قيمة (v) التي تمثل المسافة العمودية الموجودة على الخط. وذلك باستخدام المعادلتين الآتيتين:

$$u = \frac{(X - P).(Q - P)}{\|O - P\|^2} \tag{9}$$

$$v = \frac{(X - P).Perpendicular(Q - P)}{\|Q - P\|} \tag{10}$$

3. حساب قيمة X' باستخدام المعادلة الآتية:

$$X' = P' + u(Q' - P') + \frac{V.perpendicu\,lar(Q' - P')}{\|Q' - P'\|} \tag{11}$$

4. تدوير العناصر بالنسبة (X') إلى الأعداد الصحيحة الأقرب والذي يرمز له (Z').

5. الصورة الناتجة (X) = الصورة المدخلة (Z').

إذ إن قيمة (u) عبارة عن المسافة الأفقية المنطبقة على الخط أما قيمة (v) فهي عبارة عن المسافة العمودية الموجودة على الخط. إن مدى قيمة (u) يكون محصوراً مابين [0,1] فإذا كانت قيمة النقطة أقل من (0) أو أكثر من (1) عندئذ يكون موقع النقطة الصورية خارج المدى المقرر.

إن خوارزمية حقل التشويه (لمطابقة الخطوط المتعدد) تمتاز بوجود نوع من التعقيد فيها لذا يجب أن تحدد بعض الأشياء الضرورية فيها وذلك للصورة المدخلة وأيضا للصورة الناتجة وكالآتي:

1. عندما تكون خطوط الميزة المنطبقة متعددة فهذا يؤدي إلى حدوث نوع من التعقيد لذا نعمل على حساب الإزاحة لخطوط الميزة المتعددة وهذه العمليات تنسب إلى مجموعة من الأوزان المشتركة. إن معلمة الوزن لخط معين تكون كالآتي: [15] [17].

$$Weight = \left[\frac{(Length^{P})}{(a + dist)} \right]^{b} \quad (12)$$

إذا إن (Length) هو عبارة عن طول خط الميزة والذي يساوي

$$\text{length} = \sqrt{(r_Q - r_P)^2 + (c_Q - c_P)^2} \quad (13)$$

إذ أن:

(dist) تمثل المسافة من النقطة الصورية إلى خط الميزة, أما المعلمات (فهي عبارة عن ثوابت) (a, b, p) يمكن أن تستعمل لتغيير التأثير النسبي للخطوط المختلفة, إذ إن المعلمة (a) تمثـل قيمـة قوة خط الميزة والتي تعمل على تحديد أثر المسافة وقيمتها تكون أكبر بقليل من الصفر. أما المعلمة (b) فتمثل قيمة السقوط التي تحدد كيف أن القوة النسبية للخطوط المختلفة تـسقط بالمـسافة. أمـا المعلمة (p) فتمثل قيمة طول الخط فتربط مابين طول الخط ووزنه والتي تقع ضمن المـدى [1,0] فإذا كانت قيمة (p) تساوي (0) فإن الخطوط كلها لها الوزن نفسه, أما إذا كانت قيمة (p) تـساوي (1) فإن الخطوط الطويلة لها وزن نسبي أعظم من الخطوط القصيرة [19].

2. لكل نقطة صورية (X) في الصورة المخرجة ولكل خط معرف من قبل (Q_i) (P_i) سيتم حساب كل من (u) (v) وذلك بالاستناد إلى كل من قيم (P_i) (Q_i) و(X) عـن طريـق استخدام المعادلتين (9) (10) على التوالي المذكورة سابقاً.

3. حساب قيمة (Xi') وذلك بالاستناد إلى قيم كل من (u) (v) (P') (Q') وحسب (11) .

4. يتم في هذه الخطوة حساب الإزاحة عن طريق تطبيق المعادلة الآتية:

$$D_i = X - X_i' \quad (14)$$

5. حساب المسافة (dist) والتي تمثل المسافة الأقصر من (X) وذلك بالاعتماد على كل من (P_i) (Q_i). وتم حساب الوزن بالاستناد إلى المعادلة (12).

6. ويتم في هذه الخطوة حساب مجموع الإزاحات حيث إن D_{SUM} هي:

$$D_{SUM} = D_{SUM} + (Weight) \quad (15)$$

7. حساب الدالة

$$X' = \frac{(X + D_{SUM})}{\sum Weight_i} \quad (16)$$

8. تدوير العناصر في (X') إلى الأعداد الصحيحة الأقرب (Z').

9. الصورة الناتجة (X) = الصورة المدخلة (Z').

4. تركيب الصور الرقمية (Digital Images Morphing)

يقصد بتركيب الصور هو دمج صورتين رقميتين أو أكثر معا وتحويلهما إلى صورة مركبة وقبول هذه الصورة يعتمد على نوع المؤثرات المستخدمة لذلك التركيب والمعنى الدقيق للتركيب يمر بخطوتين هما: [15] [18] [16].

اولهما:تشويه الصورتين المراد دمجهما **وثانيهما:** إزابة الألوان للصورتين.

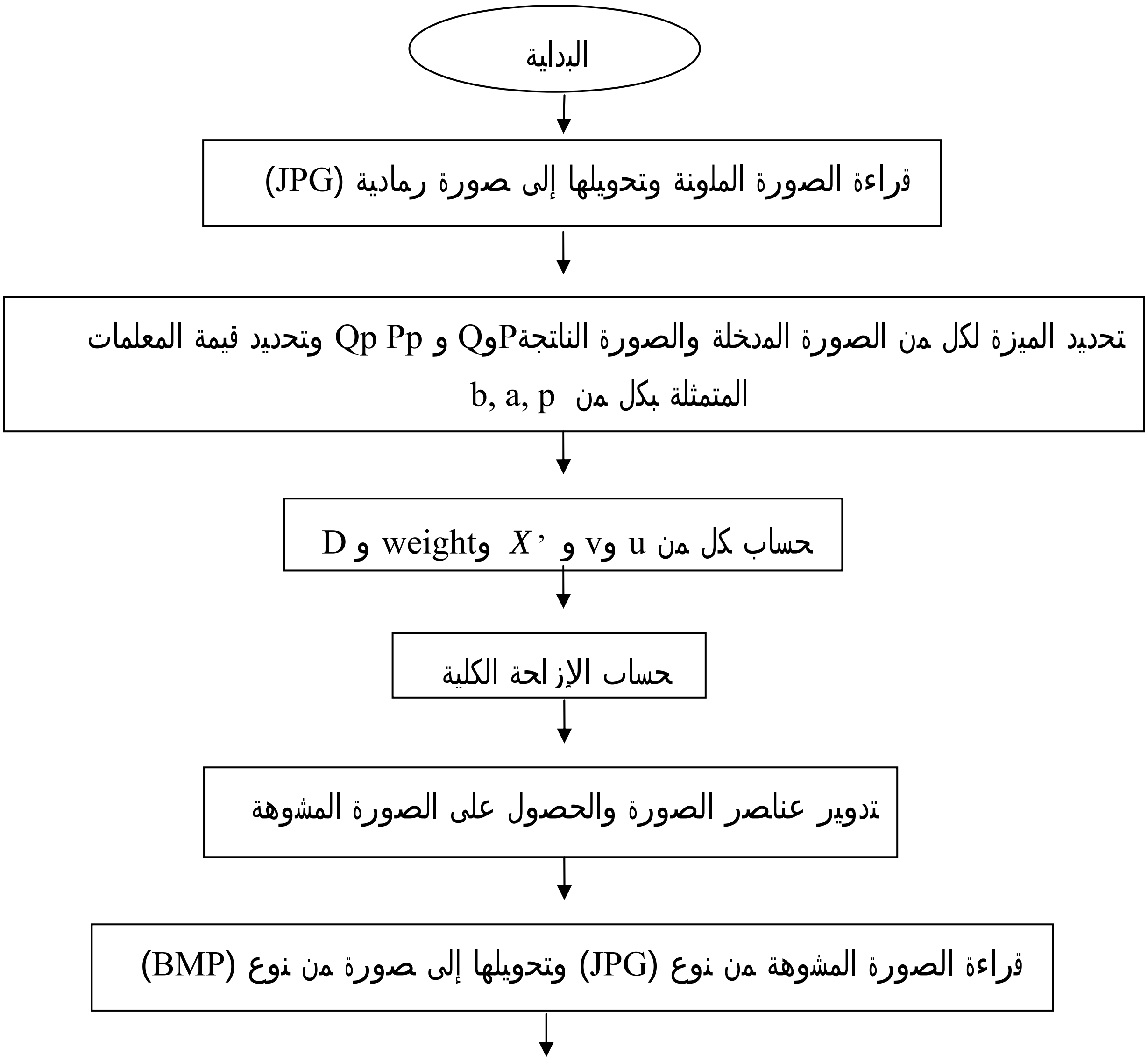
6.التعرف على صورة الوجه المشوه باستخدام نماذج ماركوف المخفية:

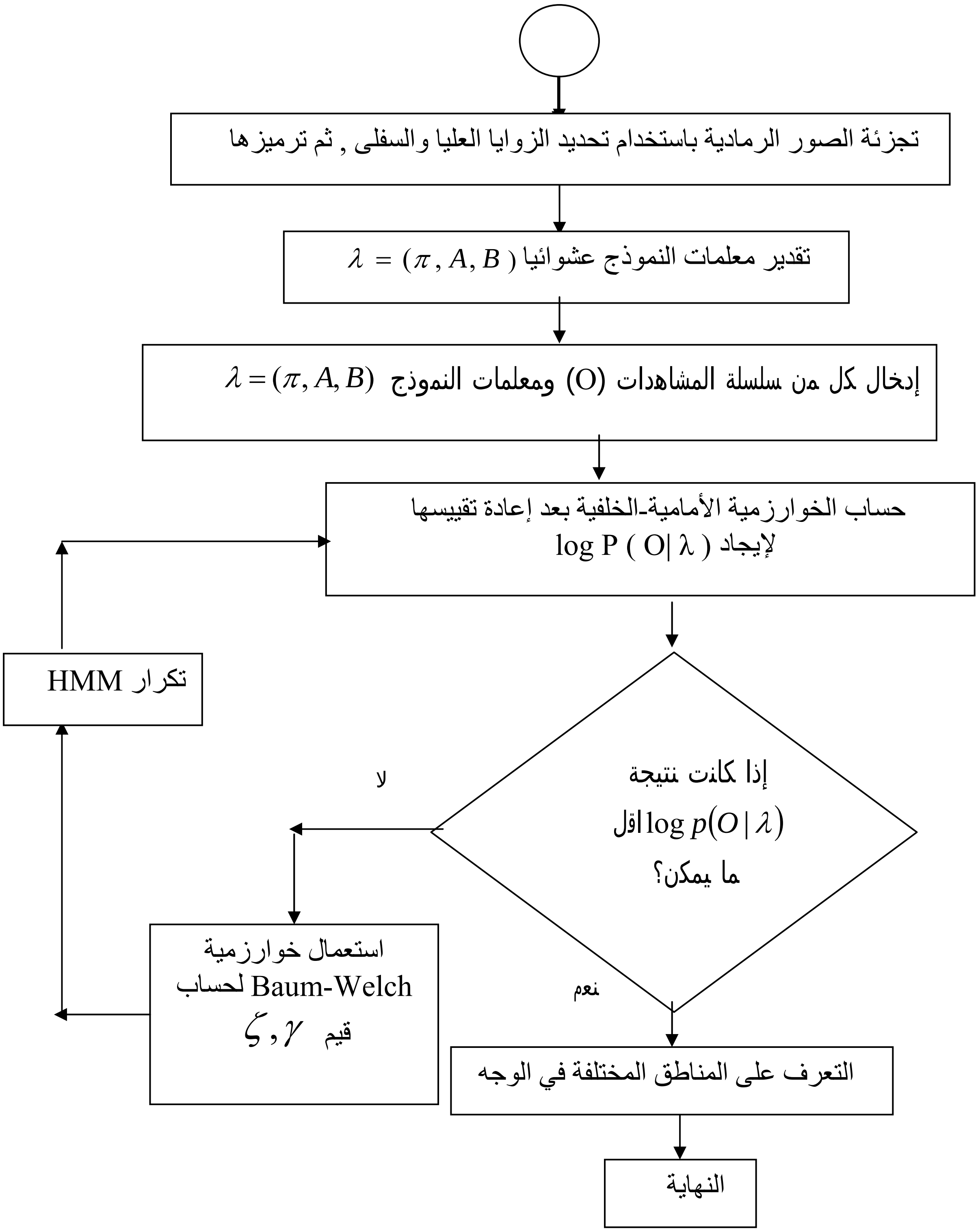
Recognition of Warping Face Image Using HMM

وفي هذه الفقرة يتم تطبيق خوارزمية التشويه (Beier-Neely) وبعد ذلك العمل على تطبيق الخوارزمية الأمامية-الخلفية و خوارزمية التدريب (خوارزمية Baum-Welch) وكالآتي:

6.1 الخوارزمية المقترحة الأولى في التعرف على صورة الوجه المشوه.

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



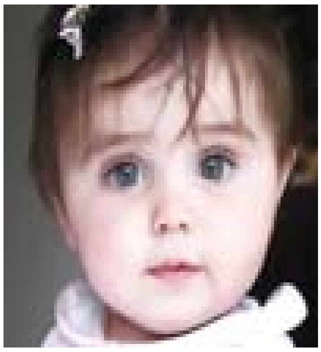


الشكل (3) يمثل المخطط الانسيابي للتعرف على صورة الوجه المشوه باستخدام نماذج ماركوف المخفية

الخطوة الأولى: قراءة الصورة (Image Reading)

الشكل (a-4) الصورة الملونة face1 **الشكل (b-4) الصورة الرمادية face1**

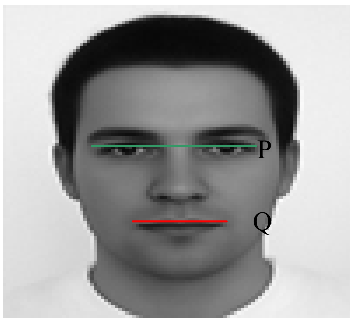
الشكل (4) يوضح الصورة المدخلة (100×100 JPG) face1



الشكل (a-5) الصورة الملونة face2 **الشكل (b-5) الصورة الرمادية face2**

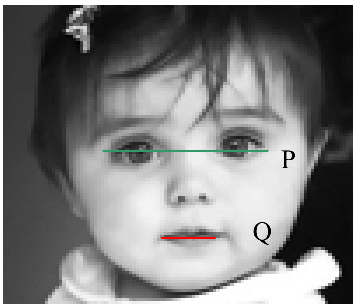
الشكل (5) يوضح الصورة المدخلة (100×100 JPG) face2

الخطوة الثانية: تحديد الميزة (Feature Determination)



الشكل (a-6)

يوضح تحديد الميزة للصورة الأولى



الشكل (b-6)

يوضح تحديـد الميـزة للـصورة الثانية

الشكل (6) يوضح تحديد ميزة الوجه وذلك عن طريق تحديد حافات العيون وحافة الفم لكل صورة

الخطوة الثالثة: تطبيق التشويه (Warp Appliance)

في هذه الخطوة يتم تطبيق التشويه بالنسبة لخطوط الميزة التي يتم تحديدها للصور المدخلة.

الخطوة الرابعة: حساب الإزاحة الكلية من الخطوط المختلفة

(Calculating the Total Displacement from the Various Lines)

الخطوة الخامسة : الصور الناتجة من التشويه (Images Derived from Warping)

في هذه الخطوة يتم تدوير عناصر مصفوفة الصورة الناتجة من التشوه إلى الأعداد الصحيحة الأقرب للصورة ومن ثم إعطاؤها الرمز ('Z) ومن هذه الخطوة نحصل على الصور المشوهة الموضحة في الشكل (7):

الشكل (a-7) التشويه الأول للصورة الأولى

الشكل (b-7) التشويه الثاني للصورة الأولى

الشكل (7) يوضح الصور المشوهة المطبق عليها أسلوبHMM

الخطوة السادسة: قراءة الصورة المشوهة (Warp Image Reading)

يتم في هذه الخطوة قراءة الصور المشوهة الرمادية الموضحة في الشكل (7) ذات امتداد من نوع (JPG) وتحويلها إلى صور من نوع (BMP) ذات الحجم (100×100).

الخطوة السابعة: تجزئة الصورة المشوهة (Warp Image Segmentation)

في هذه الخطوة يتم تجزئة الصورة الرمادية إلى مجموعة من الأجزاء عن طريق تحديد الزوايا العليا والسفلى 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) وكالاتي:

الجدول (1) يوضح الرموز المعطاة للصور المشوهة 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) وأن طول المتسلسلة لكل من الصور المدخلة كان يساوي (10000) مشاهدة.

الخطوة الثامنة: المصفوفات الأساسية لنماذج ماركوف المخفية

Matrixes Based of Hidden Markov Model

وحسب أسلوب التطبيق لدينا فان قيم عناصر المتجه $[\pi]$ هي (1/2) وكذلك فان قيم عناصر المصفوفة (A) هي (1/2) أيضا أما قيم عناصر المصفوفة (B) فهي (1/5).

الخطوة التاسعة : تنفيذ مسألة التقييم ومسألة التدريب

نتائج التطبيق❁ نتائج التطبيق على الصور المشوهة

يتم تطبيق الخوارزمية المقترحة الموضحة أعلاه على الصورة المشوهة الأولى الموضحة في الشكل (a-7) ذات الحجم (100×100) من نوع (JPG), وتحويلها إلى صورة من نوع (BMP) والتي جزئت ورمزت مسبقا. بعد أن تتم قراءتها في البرنامج الذي يوضح برمجة خوارزميات نماذج ماركوف المخفية فأعطى النتائج الآتية:

لقد لوحظ أن قيمة $\log P(O|\bar{\lambda})$ عند التكرار الأخير (35) وكالآتي:

$$\log P(O|\bar{\lambda}) = -4.3480e+004$$

وان متجه القيمة الابتدائية $(\bar{\pi})$ عند التكرار الأخير (35) تكون كالآتي:

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

وأن المصفوفة الاحتمالية الانتقالية $(\bar{A})$ عند التكرار الأخير (35) كانت قيمتها بالشكل الآتي:

$$\bar{A} = \begin{bmatrix} 0.9851 & 0.0149 \\ 0.0103 & 0.9897 \end{bmatrix}$$

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

الجدول (2) يوضح مصفوفة $\bar{B}$ عند التكرار (35) في حالة تطبيق الصورة في الشكل (a-9)

7

	No Face	Eyes	Nose	Mouth	Space of Face
Face	0.0000	0.1590	0.0604	0.0754	0.7052
No Face	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000	0.0000

7. التعرف على صورة الوجه المركب من صورتين مشوهتين باستخدام نماذج ماركوف المخفية

Recognition Morphing Face Image of Two Warping Image Using Hidden Markov Model

في هذه الفقرة يتم تطبيق خوارزمية التشويه (Beier-Neely)، إذ إن الفكرة الأساسية لهـذه الفقرة تكمن في تشويه الصورتين المدخلتين باستخدام خوارزمية التـشويه (Beier-Neely) وبعـد ذلك يتم إذابة الصورتين معا للحصول على صورة مركبة ومن ثم تطبيق الخوارزميـة الأماميـة-الخلفية وخوارزمية التدريب (خوارزمية Baum-Welch) للتعرف على الصورة المركبـة وكمـا يأتي:

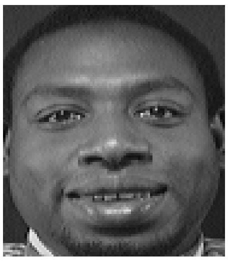
6.2 الخوارزمية المقترحة الثانية للتعرف على صورة الوجه المركب من صورتين مشوهتين باستخدام نماذج ماركوف المخفية

الخطوة الأولى: قراءة الصورة (Image Reading)

يتم في هذه الخطوة قراءة الصور الأصلية الرمادية من نوع واحد التـي كانـت إحجامهـا متساوية

والتي هي (112×92) ومن ثم يتم خزنها في مصفوفات معينة لتسهيل إجراء عملية التعرف عليهـا كما موضحة في الشكل أدناه.

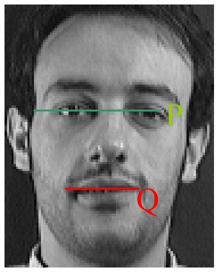
الشكل (8) يوضح الصورة الرمادية المدخلة (112×92) face1



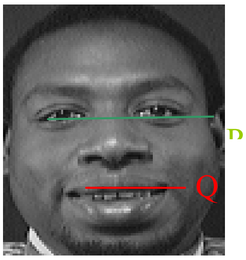
الشكل (9) يوضح الصورة الرمادية المدخلة (112×92) face2

الخطوة الثانية: تحديد الميزة (Feature Determination)

يتم في هذه الخطوة تحديد خط الميزة يدويا فخط الميزة بالنسبة للصورة المدخلة يحدد عن طريق مقدار النقاط النهائية (يقصد بها أزواج قطعة الخط) المتمثلة بكل من (P) و(Q) أما خط الميزة بالنسبة للصورة الناتجة أيضا فيحدد عن طريق مقدار النقاط النهائية المتمثلة بكل مـن (Pp) و (Qp) وكمـا موضحة في الشكل (10) (تحديد حافة الفم وحافات العيون).



الشكل (a-10)
يوضح تحديد الميزة للصورة الأولى



الشكل (b-10)
يوضح تحديد الميزة للصورة الثانية

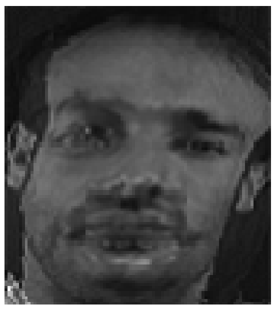
الشكل (10) يوضح تحديد ميزة الوجه وذلك عن طريق تحديد حافات العيون وحافة الفم

الخطوة الثالثة: تشويه الصور (Warping Images)

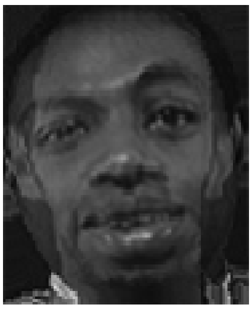
في هذه الخطوة يتم تشويه الصورتين وذلك بالاستناد إلى الميزة المتوسطة وبالاعتمـاد علـى تطبيق خوارزمية التشويه (Berie-Neely) للخطوط المتعددة ومن ثم إذابة الصورتين معا باستخدام المعادلة (17) والموضحة أدناه [17].

$$K=r*D+(1-r)*C \qquad (17)$$

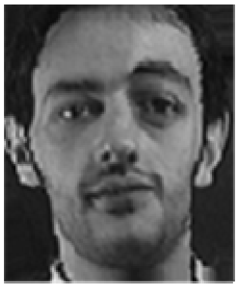
إذ إن (k) تمثل الصورة المركبة من الصورتين المشوهتين أما (C) و(D) تمثلان الـصورتين المشوهتين أما بالنسبة للثابت (r) فيمثل عامل الإذابة إذ تتراوح قيمته مابين (0-1) فإذا كانت قيمـة (r=1) فسوف تظهر الصورة الأولى أما إذا كانت قيمة (r=0) فسوف تظهر الـصورة الثانيـة. إن مجموعة الصور المركبة التي يتم تكوينها ولكن بنسب مختلفة حسب قيمة (r) كما في الشكل (11)



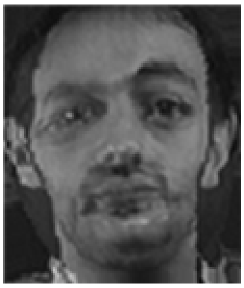
الشكل (a-11) عند r=0.5



الشكل (b-11)عند r=0.75



الشكل (c-11) عند r=0.10



الشكل (d-11) عند r=0.45

الشكل (11) يوضح الصورتين اللتين يتم الحصول عليهما عن طريق اختلاف قيم عامل الإذابة (r)

الخطوة الرابعة: قراءة الصورة المركبة (Morphing Image Reading)

تتم في هذه الخطوة قراءة الصورة المركبة الرمادية الموضحة في الشكل (11) وهي ذات امتداد من نوع (JPG) وتحويلها إلى صورة من نوع (BMP) ذات الحجم (92×112).

الخطوة الخامسة: تجزئة الصورة المركبة (Morphing Image Segmentation)

في هذه الخطوة تتم تجزئة الصورة المركبة إلى مجموعة من الأجزاء عن طريق تحديد الزوايا العليا والسفلى وكالآتي:

الجدول (3) يوضح الرموز المعطاة للصور المركبة المدخلة

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

وبعد ذلك يتم تحويل الصور ثنائية البعد (الصورة الرمادية المركبة) إلى متسلسلة أحادية البعد والتي تمثل متسلسلة المشاهدات (O) وأن طول المتسلسلة لكل من الصور المدخلة كانت تساوي (10304) مشاهدة.

الخطوة السادسة: المصفوفات الأساسية لنماذج ماركوف المخفية

Matrixes Based of Hidden Markov Model

الخطوة السابعة: تنفيذ مسألة التقييم ومسألة التدريب

❁ نتائج التطبيق على الصور المركبة:

يتم تطبيق الخوارزمية المقترحة أعلاه على الصورة المركبة الموضحة في الشكل (a-11) ذات الحجم (92×112) من نوع (JPG), وتحويلها إلى صورة من نوع (BMP) والتي تمت تجزئتها وترميزها سابقا. بعد أن تتم قراءتها في البرنامج الذي يوضح برمجة خوارزميات نماذج ماركوف المخفية فأعطى النتائج الآتية:

لوحظ أن قيمة $\log P(O|\bar{\lambda})$ عند عند التكرار الأخير (39) كانت كالآتي:

$$\log P(O|\bar{\lambda}) = -8.4304e+003$$

وان متجه القيمة الابتدائية (π) كان عند التكرار الأخير(39) كالآتي:

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

وان المصفوفة الاحتمالية الانتقالية $(\bar{A})$ تكون عند التكرار الأخير (39) كانت بالشكل الآتي:

$$\bar{A} = \begin{bmatrix} 0.9888 & 0.0112 \\ 0.0172 & 0.9828 \end{bmatrix}$$

وأن مصفوفة التوزيع الاحتمالي $(\bar{B})$ عند التكرار الأخير(39) كانت بالشكل الآتي:

جدول (4) يوضح مصفوفة $\bar{B}$ عند التكرار (39) في حالة تطبيق الصورة في الشكل (a-14)

	No Face	Eyes	Nose	Mouth	Space of Face
Face	**0.0000**	**0.2350**	**0.0950**	**0.1933**	**0.4767**
No Face	**1.0000**	**0.0000**	**0.0000**	**0.0000**	**0.0000**

8. الاستنتاجات Conclusions:

مما تقدم تم التوصل إلى مجموعة من الاستنتاجات ندرجها بالآتي:

1. لا يمكن التعامل مع الصور الملونة للتعرف عليها إلا بعد تحويلها إلى صورة رمادية لكي يسهل تحويلها إلى متسلسلة ذات بعد واحد.
2. المتسلسلات الطويلة تتطلب استخدام أسلوب التقييس في نماذج ماركوف المخفية لان هذا الأسلوب يعمل على رفع من قيمة احتمالية متسلسلة المشاهدات عندما تكون المعلمات معلومة.
3. من خلال استخدام قيمة المعلمة (a) في خوارزمية (Beier-Neely) التي تكاد تكون اكبر من الصفر تم التوصل إلى أن قيمة المعلمة a=0.0000001 أعطت نتائج أوضح وأفضل من باقي القيم المأخوذة.

a. تم التوصل إلى أن أبعاد الصور المراد تركيبها مع بعضها يجب أن تكون متساوية سواءاً كانت الأبعاد مربعة أم غير مربعة.

b. لا يتم التركيب بين صورتين طبيعيتين (بمعنى غير مشوهتين) لذلك يجب تشويه الصور المراد تركيبها ثم العمل على تذويب الصور بعامل التذويب من اجل الحصول على الصورة المركبة المراد إيجادها.

c. إن أهم جزء من النتائج هو القيم التي يتم الحصول عليها من المصفوفة $(\overline{B})$ عند التكـرار الأخير بالنسبة لصورة الوجه المشوه والمركب فقد لوحظ إن خوارزميات نماذج ماركوف المخفية لهـا القدرة على التعرف على الأشياء التابعة لصور الوجه مما يؤكد إن الصور التي تم التعامل معها كانـت حاوية على وجه واضح المعالم.

9. المصادر References:

1.الازدي, إيمان سليمان محمد, (2002), " تقدير رتبة سلاسل ماركوف مع التطبيق على سلاسل الـ DNA", رسالة ماجستير غير منشورة, قسم الإحصاء, كلية علوم الحاسبات والرياضيات, جامعة الموصل, العراق.

2. بارزن, عمانوئيل, (1983) , " العمليات التصادفية", تعريب عدنان محمود حيدر, عبد ذياب جزاع, مطبعة الجامعة- الموصل, العراق.

3. البجاري, كرم حاتم ذنون, (2006), "تمييز الحرف العربي المطبوع باستخدام البعد ألكـسري", رسالة

ماجستير غير منشورة, قسم علوم الحاسبات, كلية علوم الحاسبات والرياضيات, جامعة الموصل, العراق.

4. البدراني, هدية صالح عبد ا , (2001), " تمييز الحروف العربية المكتوبة بنظام Word 7 ", رسالة ماجستير غير منشورة, قسم علوم الحاسبات, كلية علوم الحاسبات والرياضيات, جامعة الموصل, العراق.

5. بشير, غصون سالم, (2003), "استخدام الخوارزمية الجينية في مطابقة الصور", رسالة ماجستير غير منشورة, قسم علوم الحاسبات, كلية علوم الحاسبات والرياضـيات, جامعـة الموصل, العراق.

6. بقجة جي, صباح الدين; معلا, وائل; نايفة, محمد; مراد, حسام; العلو, محمد;(1998), "بحوث العمليات", المركز العربي للتعريب والترجمة و التأليف والنشر, دمشق, سوريا.

7 . الصائغ, رغد محمد سليمان, (2002), "دراسة شبكة التنظيم الذاتي من خلال تطبيق تمييز الصور", رسالة ماجستير غير منشورة, قسم علوم الحاسبات, كلية علوم الحاسبات والرياضيات, جامعة الموصل,العراق.

8. الصفار, لمى أكرم عبد ا , (2002), "تمييز اللهب في الصور الملونة", رسالة ماجستير غير منشورة, قسم علوم الحاسبات, كلية علوم الحاسبات والرياضـيات, جامعـة الموصـل, العراق.

9. الطائي, إخلاص عبد الجبار سلطان, (2004), "تمييز الأشياء الطبيعية في الصور الرقمية",

رسالة ماجستير غير منشورة,قسم علوم الحاسبات, كلية علـوم الحاسـبات والرياضـيات, جامعة الموصل, العراق.

10. العبيدي, إيمان ذنون صديق, (2002), "تمييز الحروف الانكليزية المطبوعة باستخدام أسلوب التمييز القواعدي", رسالة ماجستير غير منشورة, قسم علوم الحاسـبات, كليـة علـوم الحاسـبات والرياضيات, جامعة الموصل, العراق.

11. Chen, B. Dachille, F. and Kaufman, A.(1999), "Forward Image Mapping", to appear in IEEE Visualization'99 conference proceedings, Center for visual Computing and Dept of Computer Science, University of New York, Stony Brook NY 11794-4400, New York, USA.

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

13. 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

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

15. Yalamanchili, P.K, and Paladugu, B.D. (1996), " Comparative Study of Face Recognition Algorithms ", Digital Image Processing, ECE847, Dept. of Electrical Engineering, Clemson University, South Carolina, USA.

16. Dimitriou, T, Soroush, H. and Salajegheh, M, (2005) "Morphing Images Introduction to Algorithms, ", modified :- 13/ December/ 2009[Online] Available
http://www.inf.uszeged.hu/~ssip/2001/projects/documentation/project17/ Project17. ht ml.

17. Potluri, P. Sagiraju, K. and Tubati, V.(1992), " Image Morphing: Feature based, View and Mesh", Dept. of Electrical and Computer Engineering, Clemson University, Clemson, SC 29631 ", modified :- 30/ October/ 2009. [Online] Available.
http:// www.ces.clemson.edu/~stb/ece847/fall2004/projects/proj17.doc.

18. Stamp, M. (2004), "A Revealing Introduction to Hidden Markov Models", modified :- 1/ March/ 2009. [Online] Available.
http:// www.cs.sjsu.edu/faculty/stamp/RUA/HMM.pdf.

19. Varshney, L. (2004), "Face Metamorphosis and Face Caricature Applications of Signal Processing", School of Electrical and Computer Engineering, Cornell University. , 26/ February/ 2009. [Online] Available.
http:// www.mit.edu/~lrv/cornell/publications/426 Report 2.pdf.