المجلة العراقية للعلوم الإحصائية (21) 2012
ص ص [47-68]

استخدام نماذج ماركوف المخفية في التعرف على إيماءة اليد

د.بان احمد حسن[1]   الآء محمود محمد الشمري[2]

المستخلص

استخدمت في هذا البحث خوارزميات نماذج ماركوف المخفية للتعرف على إيماءة اليد بثلاث حركات مختلفة إذ تم أخذها كإطار من مقطع فيديوي, فضلاً عن استخدام نموذج العتبة بإدخاله ضمن الخوارزميات. إذ تم هنا اقتراح نموذجين للعتبة وتم التوصل إلى أن نماذج ماركوف المخفية مع نماذج العتبة تعطي نتائج جيدة بتكرار أقل مما يوفر وقت وخزن, وقد كتبت جميع برامج الخوارزميات بلغة Matlab.(R 2009a) 7.8.0

Using Hidden Markov Models in the Recognition of Hand Gesture

ABSTRACT

In this paper, we used the Algorithm of Hidden Markov Models, to know gesture of hand as a frame taken by video post with three movements and we use Threshold Model within algorithm. We

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

[2] طالبة ماجستير.

تاريخ التسليم 2011/6/30 ____________ تاريخ القبول 2011/10/23

suggest two threshold model and we find that Hidden Markov Models used with a threshold model give good results with best smallest replication. A all algorithms are writhen using the language Matlab. (R 2009a) 7.8.0

1- مقدمة Introduction:

لقد كان من ثمار الانتشار الحاسوبي الكبير للحاسوب الالكتروني هو دخول أنظمة الحاسوب الالكتروني في التطبيقات كافة لذلك دعت الحاجة إلى استخدام نهج تمييز الأنماط في معالجة الصور والتعرف عليها. وإن واحداً من أهم ملامح الثورة المعلوماتية الممتعة هو القابلية على إرسال المعلومات المعقدة واستلامها على شكل صور رقمية والتي أصبحت واحدة من الطرائق الرئيسة للتواصل في الوقت الحاضر إذ أصبحت الصور الرقمية الجزء الأساسي لأنظمة المعلومات والعديد من التطبيقات المختلفة ويمكن اعتبارها عرضاً بصرياً لمصفوفة من الأعداد الصحيحة والتي قيمتها تحدد الظل لتدرج رمادي مألوف في حالة الصور ذوات التدرج الرمادي أو لون محدد في حالة الصور الملونة. ويمكن تعريف الصور الرقمية بأنها عينات منفصلة منظمة في فضاء معين وتضم بيانات رقمية تمثل كل قيمة منها إضاءة نقطة صورية في الصورة، ويمكن أن تمثل الصورة على شكل مصفوفة ثنائية الأبعاد ويعبر عنها بمتغير ذي إحداثيين (i، j) إذ يمثل (i) ألإحداثي الأفقي ويمثل (j) ألإحداثي العمودي[4].

الصور المتحركة هي غالبا ما تكون ذوات قدرة على أسر خيال المشاهد من خلال إخباره قصة متكاملة ومدهشة مع كل تأثيراتها الخاصة فيه. ويمكن تمثيل الصور المتحركة على أنها عبارة عن سلسلة من الصور الساكنة المسماة بالأطر (frame) حيث يتم عرضها بالترتيب وحسب سرعة معينة وهذا ما يؤدي إلى إيهام المشاهد بوجود حركة وحياة أي بمعنى الإيحاء أن الحركة موجودة داخل ذلك المشهد.[2]

وبالإمكان الحصول على صور متحركة من خلال تسجيل مشهد معين بأحد أجهزة التسجيل المعروفة إذ تكون الصور المتحركة التي يتم تسـجيلها على هيأتين: رقمية أو تناظرية، وقد شاع استخدام الأجهزة التناظرية في الماضي وقد كانت تعمل على تسجيل الصور المتحركة بشكل كبير جدا من خلال كاميرات الفيديو وعرضها على الأجهزة الالكترونية (التلفاز، وأجهزة الفيديو كاسيت). ومع تطور الحاسبات الالكترونية وولوج أجهزة تسجيل الصور إلى هذا المجال بدأ التعامل مع تقنية جديدة هي الفيديو الرقمي وآلة التصوير الرقمية التي عدت احد العلامات البارزة الكبيرة بالوسائط المتعددة إذ انه لا توجد مشكلة من ناحية خزن الصور المتحركة التي تم اكتسابها عن طريق أجهزة التسجيل الرقمية وذلك لكون الحاسبات الالكترونية من الأجهزة الرقمية المعروفة ولكن المشكلة هي الحجم الكبير لـلملفات لذلك كانت هناك حاجة إلى كبس ملفات الفيديو الرقمي كافة. إن عملية معالجة صور الفيديو التي تحتوي على هدف من اجل تتبعه تكون من خلال تحديد أو تمييز هذا الهدف ويتم ذلك عبر تحويل الصور المتحركة إلى مجموعة من الأطر (Frame) بوصفها صوراً مستقلة ومن ثم تتم عملية المعالجة المطلوبة على كل صورة من هذه الصور.[5]

2- إيماءة اليد :Hand Gesture

من الطرائق المهمة في التمييز هي تمييز الحركات البشرية بواسطة الإيماءة ويتم أخذها كإشارة مدخلة. على سبيل المثال نظام تمييز الإيماءة بوساطة متسلسلة من عدة أوقات لحركة اليد[13]. حركات الإيماء البشرية تشكل فضاء من حركات اليد المعبرة بواسطة الجسم, الوجه والأيدي. ومن بين جميع الايماءآت المختلفة, إيماءة اليد هي الأكثر تعبيراً والأكثر أهمية. تُعرف إيماءة اليد بأنها جزء مهم وذلك من خلال تمييز حركات اليد بالحاسبة. وفي السنوات الأخيرة تم درس نماذج ماركوف المخفية Hidden Markov Models(HMM) عدد من الباحثين واستخدموها أداة مهمة في نمذجة المتغيرات التجريبية من الإيماءة ونجح في اختياره نموذجاً لتمييز الإيماءة.[7]

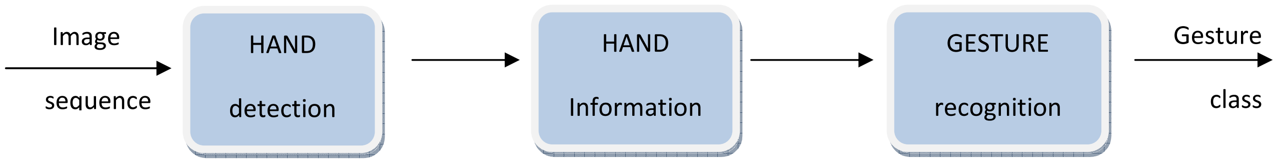
يُعد تمثيل وتمييز إيماءة اليد من التقنيات المهمة, ويتم تمثيل الإيماءة بمتسلسلة من الحالات[10]. يتم أخذ حركة الإيماءة من مقطع فيديوي إذ تؤخذ الإيماءة على شكل إطار صورة جديدة, هنا موقع اليد سوف يؤخذ آلياً ببعدين لان موقع اليد ممثل بأحداثيين (X,Y) من مركز اليد في الإطار.[7]

وقد قام بدراسة حركات الإيماء عدد من الباحثين, فقد درس كل من الباحثين [Bobik and Wilson, 1997] تمييز حركات الإيماء باستخدام نموذج HMM.

وقدم كل من الباحثين [Lee and Kim, 1999] بحثاً درسا من خلاله تمييز الإيماءة بواسطة نموذج HMM المعتمد على نموذج العتبة وتوصلا إلى انه عند استخدام العتبة فانه يعطينا تمييزاً بشكل أسرع.

وكذلك قدم كل من الباحثين[Bobik and Wilson, 1997] بحثاً تضمن تمييز الإيماءة بواسطة نماذج HMM المعلمية ودرسا من خلاله النموذج الخطي والنموذج اللاخطي واستخدما عدداً من التجارب لتوضيح الاستنتاج.

إن اكتشاف اليد في الصورة كخطوة أولى من المحيط الطبيعي باستعمال معلومات لون البشرة فقط تكون مهمة صعبة ومعقدة, لذلك هناك طريقتان لتسهيل مشكلة الكشف: الأولى استعمال العلامات الخاصة على اليد والأصابع والطريقة الثانية تحديد البيئة لكي نكون قادرين على التفريق بين الحركات الإيمائية(المعرفة بأصناف الإيماءة في مجموعة التدريب) والحركات غير الإيمائية(أما الحركات غير الإيمائية لليد فالمقصود بها أنها ليست من مجموعة التدريب) المستندة الى معلومات التمييز. وهذا ضروري خصوصاً للتمييز المستمر من إيماءات اليد. وفيما يلي الإطار العام لنظام تمييز الحركة الإيمائية والمعطى بالشكل الآتي[9]:



الشكل(1) يوضح الشكل العام لمعمارية نظام تمييز الحركة الإيمائية

3- نماذج ماركوف المخفية Hidden Markov Models

إن نماذج ماركوف المخفية (HMMs) درسها منذ أكثر من (90) سنة العالم(Andrei Markov) وظهرت في بداية القرن العشرين والتي تدعى بنماذج ماركوف، وهذا يعني أن نماذج ماركوف المخفية (HMMs) هي امتداد لنماذج ماركوف الاعتيادية (MMs).[4]

لذا تعرف نماذج ماركوف المخفية بأنها عبارة عن عملية تصادفيه مضاعفة تستخدم للتعرف على الخواص الإحصائية. [5] [12]. 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] [13]

المسائل الأساسية لنماذج ماركوف المخفية

(The Basic Problems for HMMs)

لجعل نماذج ماركوف المخفية أكثر فائدة في العديد من التطبيقات في عالمنا الحقيقي هنـاك مسألتان أساسيتان يجب أن تحلا:

1. مسألة التقييم (Evaluation Problem):

تعمل مسألة التقييم على حساب احتمالية متسلسلة المشاهدات $p(O|\lambda)$ للنموذج عندما يكون النموذج $\lambda = (A, B, \pi)$ هو المعطى. بمعنى آخر نريد أن نقرر إمكانية احتمالية متسلسلة المشاهدة بشكل كفوء عندما يكون النموذج معطى. [وتحل عن طريق الخوارزمية الأمامية-الخلفية Forward-Backward Algorithm] [4] [6] [14].

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 [7]. والتي يعبر عنها 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)

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

2. الحث (التعاقب) (Induction)

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

3. النهاية (Termination)

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

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 الحالة (S_i) عند الزمن (t) والنموذج (λ).والذي تم التعبير عنه بالصيغة الآتية:

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

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 [3] [11].

إن هذه الدالة الاحتمالية يمكن أن تحل لـ (N) من الحالات و (T) من المشاهدات بشكل تكراري وكالآتي: [4] [14].

1. البداية(Initialization)

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

2. الحث (التعاقب) (Induction)

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

$$; \ t=T-1,T-2,... , 1$$

3.النهاية (Termination)

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

3. مسألة التدريب (Training Problem)

هنا تعمل هذه المسألة على إعادة تقدير معلمات النموذج $\lambda=(A, B, \pi)$ التي تعظم من إمكانية $p(O|\lambda)$ عندما تكون متسلسلة المشاهدة $O = \{o_1 , o_2 , ...,o_T\}$ معطاة. [وتحل هذه المسألة عن طريق Baum-Welch Algorithm] [12] [8].

التقييس (Scaling)

في حالة تطبيق الخوارزميات الأساسية لنماذج ماركوف المخفية (Hidden Markov Models) على المتسلسلات قصيرة الطول تعطي نتائج جيدة, بينما في حالة المتسلسلات الطويلة

فإن الخوارزميات لا تعطي نتائج جيدة وذلك لكون قيم المتغيرين ألإمامي والخلفي عندما تكون المتسلسلة طويلة تتناقص تدريجياً نحو الصفر وبذلك يصعب حساب خوارزمية (BW) لأن المتغير ($\gamma_t(i)$) ينتج من حاصل ضرب كل منهما(أي المتغير الأمامي والمتغير الخلفي) 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. وكذلك فإن خطوة التقييس تعمل على إعادة تقدير كل من ($\bar{a}_{ij}$ و $\bar{b}_j(k)$ و $\bar{\pi}_i$) [4] [12] [8].

4- العتبة (Thresholding):

تعد العتبة إحدى طرائق تقطيع الصورة الرقمية البسيطة والمهمة وتستخدم غالباً لفصل المقدمة عن الخلفية, أو لاستخلاص الصفات, وهي من الطرائق المهمة والمألوفة من بين العديد من تطبيقات تحليل الصور, والتي نالت اهتمام العديد من الباحثين في حقول متنوعة منذ سنوات عديدة, والسبب في ذلك هو أنها طريقة كفوءة وسهلة التنفيذ وتعطي نتائج مقبولة وجيدة في أغلب الحالات. فضلاً عن ذلك فأن العتبة غير مكلفة حسابياً وسريعة ويمكن إنجازها بسهولة في الوقت الحقيقي باستخدام تقنيات إلكترونية خاصة(Special hardware).[1]

* تستخدم العتبة في مجالات عديدة منها تحويل الصورة إلى صورة ثنائية, وكذلك يمكن استخدامها لترشيح الصور الداخلة أو قد تكون الصورة الناتجة إدخالاً لسلسلة معالجات أخرى .ويمكن استخدامها أيضاً كمعالجة أولية لاستخلاص مجموعات جزئية مطلوبة من هياكل الصورة. وغالباً ما يكون من المفيد معرفة أي المساحات من الصورة تتألف من نقاط والتي تقع ضمن مدى محدد.[1]

قام الباحثان [Hyeon and jen, 1999] بدراسة نموذج ماركوف المخفي المستند إلى حد عتبة في تمييز إيماءة اليد وتوصلا إلى نتيجة انه تم الحصول على تمييز الإيماءة بشكل أسرع عند استخدام نموذج العتبة. ولاكتشاف حركة إيماءة اليد بشكل أسرع

وأدق قام الباحثان باقتراح نموذج (Threshold Model) ملائم. ويتمثل بالمشاهدات الاحتمالية المخرجة والانتقالات الاحتمالية نفسها لهذا النموذج مع الحفاظ على نموذج إيماءة اليد, نموذج العتبة المستخدم من قبل الباحثين في نماذج ماركوف المخفية يعمل على تحديد مصفوفة الاحتمالات الانتقالية للحالات المخفية ولكنه لا يعمل على الصورة كما في حدود العتبة المذكورة أنفا إذ انه يعمل على تقليل الخزن لتلك المصفوفة مما يقلل من الوقت والتكرارات وبالتالي تمكننا من عملية التعرف على الصورة, والنموذج الذي تم استخدامه هنا هو:

$$a_{(i,j)}=\frac{1-a_{(i,j)}}{N} \quad \text{for all } j,\ i\neq j \quad \ldots\ldots \quad (9)$$

إذ أن a_{ij} تمثل مصفوفة الاحتمالات الانتقالية للحالة المخفية ذات سعة N×N

وN تمثل عدد الحالات المخفية في النموذج:[6].

نماذج العتبة المقترحة:

تم في هذا البحث اقتراح نموذجي عتبة ملائمين لتمييز صورة حركة اليد وكالآتي:

4-1 النموذج المقترح الأول للعتبة:

تم في هذا النموذج استخدام متجه القيم الابتدائية لنماذج ماركوف المخفية π_i والذي يتم توليده عشوائياً بشروط نماذج ماركوف المخفية.

$$a_{ij} = \frac{a_{ij}}{1-\pi_i} \quad \text{for all } j,\ i\neq j \quad \ldots\ldots\ldots \quad (10)$$

إذ إن:

π_i : يمثل متجه القيم الإبتدائية

وذاك لأنه كما سبق ذكره يتم توليده كما تتطلب نماذج π_i تم استخدام المتجه ماركوف المخفية بصورة عشوائية.

2-4 النموذج المقترح الثاني للعتبة:

في هذا النموذج تم استخدام دالة جيب التمام لعناصر مصفوفة الاحتمالات الانتقالية للحالات المخفية ذات سعة N×N لما تتميز به دالة جيب التمام من أنها دالة مستمرة وتصنع نقطة سرجية (Saddle Point) مع دالة الأصل ومداها يتراوح بين [1,1-] إذن هي دالة محددة المدى.

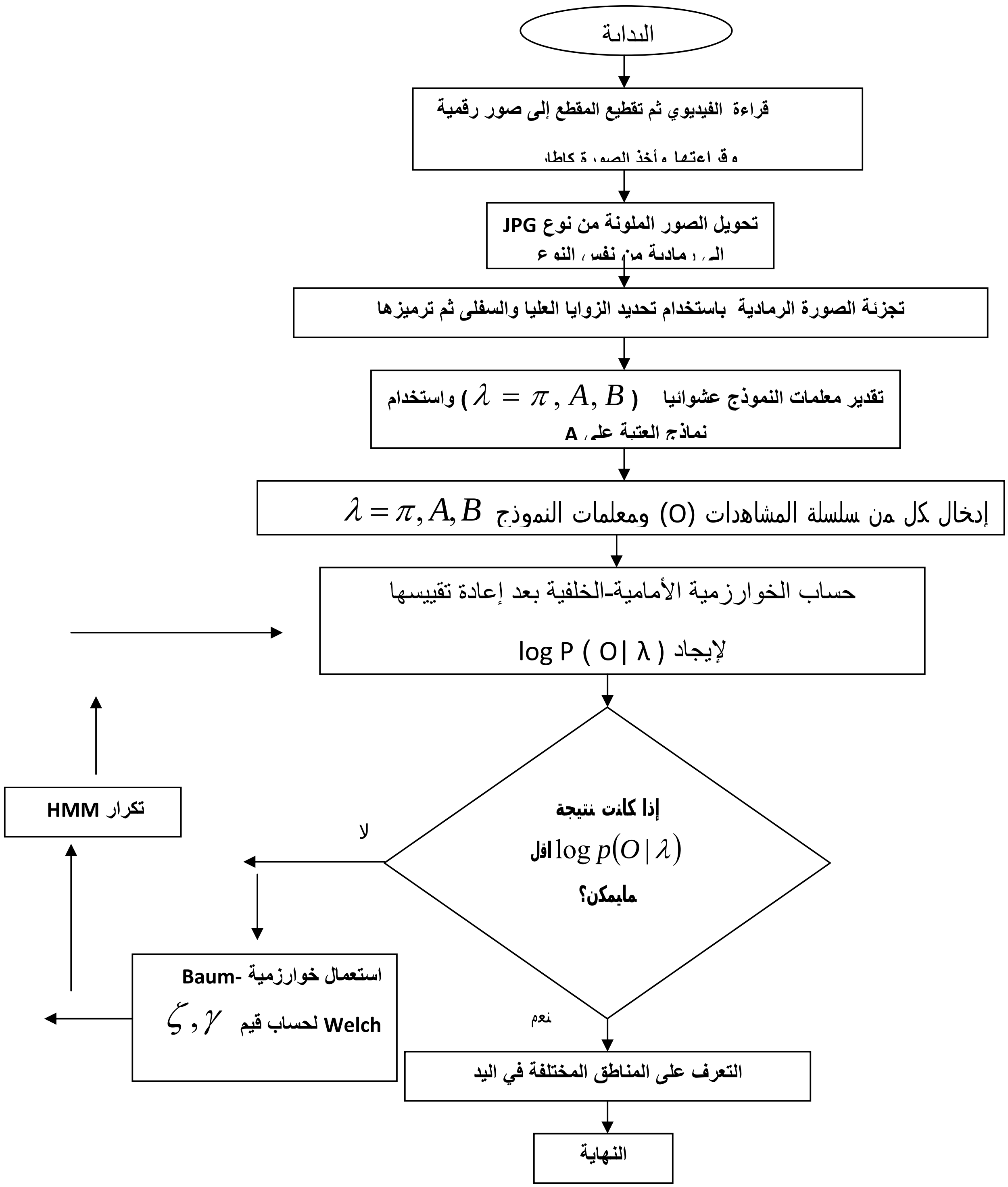
$$a_{ij} = \frac{1-\left(\cos\left(a_{ij}\right)\right)}{N-1} \qquad \text{for all } j,\ i \neq j \qquad \ldots\ldots\ldots (11)$$

وتوصلنا إلى أنه عند استخدام نموذج العتبة نحصل على تمييز الإيماءة بشكل أسرع أي بتكرار أقل مع نفس النتائج, وبذلك فإن نموذج العتبة يعطينا نتائج دقيقة بوقت أسرع من عدم استخدامه داخل خوارزمية تمييز الإيماءة باستخدام نماذج HMM.

5- استخدام نماذج ماركوف المخفية في التعرف على إيماءة اليد:

5-1 الخوارزمية المقترحة في التعرف على صورة إيماءة اليد:

فيما يأتي المخطط الانسيابي للتعرف على صورة إيماءة اليد الاعتيادية باستخدام نماذج ماركوف المخفية:



الشكل (2) يوضح المخطط الانسيابي للتعرف على صورة ايماءة اليد الاعتيادية باستخدام نماذج ماركوف المخفية

الخطوة الأولى: قراءة الصورة (Image Reading)

في هذه الخطوة تمت قراءة المقطع الفيديوي وتقطيعه إلى صور رقمية ثم قراءة الصور الأصلية الملونة وتحويلها إلى صور رمادية من نوع واحد ومن ثم خزنها في مصفوفة معينة ولتكن مثل (I) لتسهيل إجراء عملية التعرف على الصور وكما موضحة أدناه:

1. الصورة المدخلة الأولى والتي تم توضيحها في الشكل (3) هي صورة ملونة ذات حجم(565×406) من نوع (JPG) وبعد ذلك تم تحويل هذه الصورة إلى صورة رمادية من نوع (JPG) أيضاً.

2. الصورة المدخلة الثانية هي صورة ذات حجم مختلف وهو (484×326) من نوع (JPG) وبعد ذلك تم تحويل هذه الصورة إلى صورة رمادية اللون من نفس الحجم كما يتضح في الشكل (4).

3. الصورة المدخلة الثالثة هي صورة ذات حجم (484×326) من نوع (JPG) وبعد ذلك تم تحويل هذه الصورة إلى صورة رمادية اللون من نفس الحجم كما يتضح في الشكل (5). وكما موضحة الصور المدخلة أدناه.

الشكل(3-a) الصورة الملونة hand

الشكل (3-b) الصورة الرماديةhand1

الشكل (3) يوضح الصورة المدخلة(565×406jpg) hand1)

الشكل(4-a) الصورة الملونة hand

الشكل (4-b) الصورة الرماديةhand2

الشكل (4) يوضح الصورة المدخلة 292×214) hand2)

الشكل(5-a) الصورة الملونة hand

الشكل (5-b)الصورة الرمادية

الشكل (5) يوضح الصورة المدخلة (jpg 428×272) hand3

الخطوة الثانية: تجزئة الصورة (Image Segmentation)

في هذه الخطوة جزئت 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, وتتم هذه العملية عن طريق استخدام أسلوب العنقدة إذ تم حساب الوسط الحسابي لكل مجموعة متشابهة في الصورة وتحديد إحداثيات النقطة (x,y) لكل عنقود له نفس الصفات وبعد إجراء عملية التجزئة يعطى كل جزء مقطوع رمزاً معيناً و ليكن (K) (إذ إن (k) عبارة عن عدد صحيح موجب يعطي رمزاً للعنقود) وكما موضح في الجدول الآتي:

الجدول (1) يوضح الرموز المعطاة لصورة إيماءة اليد الاعتيادية المدخلة

Space of hand	Fingers	palm	No hand
1	2	3	4

وبعد ذلك تم تحويل الصور ثنائية البعد (الصورة الرمادية) إلى متسلسلة أحادية البعد والتي تمثل متسلسلة المشاهدات (O) وقد تم أخذ جزء بسيط من المتسلسلة لتوضيح الفكرة أعلاه ولم تـذكر بالكامل وذلك بسبب طول هذه المتسلسلة التي يبلغ طولهـا (T=229390) مـشاهدة بالنـسبة للصورة في التطبيق الأول والموضحة في الشكل (3) ويبلغ طـول المتسلـسلة للـصورة فـي التطبيق الثاني والموضحة في الشكل (4) (T=62488) مشاهدة, أما طول المتسلسلة للـصورة في التطبيق الثالث والموضحة في الشكل(5) فهو (T=116416) مشاهدة.

إذ إن الجزء المأخوذ من متسلسلة المشاهدات للصورتين الأولى والثانية يتم توضيحهما وكالآتي:

جزء بسيط من متسلسلة المشاهدات للصورة في الشكل (3):

O1=[1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;4;4;4;4;4;1;1;1;1;1;4;4;4;4;4;3;
3;3;3;3;3;3;3;1;1;1;1;4;4;4;4;4;4;4;4;4;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;
2;2;2;4;4;4;4;4;4;4;4;4;4;1;1;1;1;1;1;……….]

جزء بسيط من متسلسلة المشاهدات للصورة في الشكل (4):

O2=[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;3;3;3;3;1;1;1;1;
4;4;4;4;4;4;4;4;4;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;4;4;4;4;4;4;4;4;4;4;1;1;1;1;1;1;2;2;
2;2;2;2;2;2;2;2;1;1;1;1;1;1;1;……….]

جزء بسيط من متسلسلة المشاهدات للصورة في الشكل (5):

O3=[1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;1;4;4;4;4;4;4;4;4;1;1;1;1;4;4;4;3;3;3;
3;3;4;4;4;4;4;4;2;2;2;2;2;2;2;2;2;2;1;1;1;1;1;1;1;4;4;4;4;4;4;4;4;4;4;2;2;
2;2;2;2;2;2;2;2;1;1;1;1;1;1;1;……….]

الخطوة الثالثة: المصفوفات الأساسية لنماذج ماركوف المخفية

(Matrixes Based of Hidden Markov Model)

في هذه الخطوة تم إدخال المصفوفات الابتدائية للنموذج $\lambda = (\pi, A, B)$, إذ يتم عادة اختيار القيم الابتدائية للمعلمات عشوائياً, وبشكل عام يتم اختيار القيم الابتدائية لعناصر المتجه [π] وهي تقريباً (1/N), وقيم عناصر المصفوفة (A) هي تقريباً (1/N) أما قيم عناصر المصفوفة (B) فهي تقريباً (1/M), ويشترط أن تكون قيم المصفوفات غير متساوية, وأن يكون مجموع كل صف في المصفوفة مساوياً لواحد أي يجب تحقيق شرط التصادفية, وذلك لأنه شرط أساسي لإجراء التطبيق [12].

وحسب أسلوب التطبيق تكون قيم عناصر المتجه [π] هي تقريباً (1/2) وكذلك فإن قيم عناصر المصفوفة (A) هي تقريباً (1/2) أما قيم عناصر المصفوفة (B) فهي تقريباً (1/5).

ويجب أن ننوه هنا بأن المصفوفات الأولية جميعها التي تم توليدها في هذا التطبيق كان عن طريق استخدام البرنامج الثانوي الذي يستعمل دالة التوليد العشوائي (rand) ومن ثم تم تثبيت تلك

القيم للتطبيقات جميعها وذلك لأن البرنامج الثانوي يولد قيماً عشوائية جديدة أو بمعنى أدق قيماً مختلفة في كل مرة من التنفيذ.

الخطوة الرابعة: تنفيذ مسألة التقييم ومسألة التدريب:

بعد الحصول على متسلسلة المشاهدات (O) وتكوين النموذج $\lambda=(\pi,A,B)$ تم 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 يبلغ طولها في التطبيق الأول (T=229390) مشاهدة, والتطبيق الثاني (T=62488) مشاهدة, والتطبيق الثالث (T=116416) مشاهدة, تم اللجوء إلى استخدام أسلوب التقييس الذي يعمل على تقدير قيم كل من $(\alpha),(\beta)$ وحصلنا على $(\hat{\alpha}),(\hat{\beta})$ على التوالي بعدها تم إدخال هذه المتغيرات المقدرة في حل مسألة التدريب التي تعمل على تقدير معلمات النموذج باستخدام خوارزمية (Baum-Welch) والهدف من إعادة تقدير المعلمات $\lambda=(\pi,A,B)$ هو تعظيم احتمالية متسلسلة المشاهدات إذا كان النموذج المعطى هو $\lambda=(\pi,A,B)$ مع التأكيد على أن تحقق المصفوفات الناتجة جميعها الشرط التصادفي.

ومن هذه المصفوفات الناتجة يعاد حساب $\log\ p(O\mid\bar{\lambda})$ فإذا كانت تزايدية تعاد الخطوات 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 جديدة لـ (A), (B), (π) وهكذا نستمر في إجراء العملية إلى حين تبدأ قيمة $\log P(O\mid\bar{\lambda})$ بالتناقص, عندها تم التوقف والحصول على المناطق المعرفة في الصورة بشكل إحصائي وذلك تم عن طريق ملاحظة الأجزاء التابعة لإيماءة اليد والمتمثلة (بالأصابع وراحة اليد وباقي الفراغات الموجودة في اليد) تحتوي على قيم في الصف الأول للمصفوفة($\bar{B}$) إما الأجزاء الأخرى غير التابعة لليد فقد أخذت في الصف الأول للمصفوفة ($\bar{B}$) قيماً صفرية, وإذا تمت ملاحظة الصف الثاني من المصفوفة($\bar{B}$) فإننا نجد أن قيم الأجزاء التابعة للإيماءة تكون قيماً صفرية أما القيم التي تكون غير

تابعة للإيماءة فتحمل قيماً غير صفرية وهذا ما يؤكد أن الصورة التي تم التعرف عليها كانت تحتوي على إيماءة اليد.

2-5 نتائج التطبيق

❁ نتائج التطبيق على الصورة الأولى:

يتم في هذه الفقرة قراءة الصورة الملونة الموضحة في الشكل (3) من نوع (JPG) ذات حجم (406×565) ومن ثم تحويلها إلى صورة رمادية من نوع (JPG) أيضاً وبعد ذلك تمت تجزئة هذه الصورة وترميزها بالاستناد إلى البرامج المعدة لهذا الغرض فكانت النتائج للصورة الأولى كآلاتي:

لقد لوحظ بأن قيمة $\log P(O|\bar{\lambda})$ عند التكرار الأخير(58) كالآتي:

$$\log P(O|\bar{\lambda}) = -1.6763e+004$$

وان متجه القيمة الابتدائية (π) كان عند التكرار الأخير(58) يكون كالآتي:

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

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

$$\bar{A} = \begin{bmatrix} 0.9938 & 0.0062 \\ 0.0007 & 0.9993 \end{bmatrix}$$

وإن مصفوفة التوزيع الاحتمالي $(\bar{B})$ عند التكرار الأخير(58) كانت بالشكل الآتي:

	No Hand	fingers	palm	Space of Hand
Hand	0.0000	0.0855	0.01105	0.8040
NoHand	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000

❁نتائج التطبيق على الصورة الثانية:

تمت في هذه الفقرة قراءة الصورة الملونة الموضحة في الشكل (4) من نوع (JPG) ذات حجم (**214×292**) ومن ثم تحويلها إلى صورة رمادية من نوع (JPG) أيضاً وبعد ذلك تمت تجزئة هذه الصورة وترميزها بالاستناد إلى البرامج المعدة لهذا الغرض فكانت النتائج للصورة الثانية كالآتي:

لقد لوحظ بأن قيمة $\log P(O|\bar{\lambda})$ عند التكرار الأخير(61) كانت كالآتي:

$\log P(O|\bar{\lambda})$ = -2.1443e+003

وان متجه القيمة الابتدائية (π) كان عند التكرار الأخير(61) يكون كالآتي:

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

أما المصفوفة الاحتمالية الانتقالية $(\bar{A})$ فتكون بالشكل الآتي: $\bar{A} = \begin{bmatrix} 0.9853 & 0.0147 \\ 0.0014 & 0.9986 \end{bmatrix}$

وإن مصفوفة التوزيع الاحتمالي $(\bar{B})$ عند التكرار الأخير(61) كانت بالشكل الآتي:

	No Hand	fingers	palm	Space of Hand
Hand	0.0000	0.0872	0.0023	0.9104
NoHand	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000

☸نتائج التطبيق على الصورة الثالثة:

تمت في هذه الفقرة قراءة الصورة الملونة الموضحة في الشكل (5) من نوع (JPG) ذات حجم (**272×428**) ومن ثم تحويلها إلى صورة رمادية من نوع (JPG) أيضاً وبعد ذلك تمت تجزئة هذه الصورة وترميزها بالاستناد إلى البرامج المعدة لهذا الغرض فكانت النتائج للصورة الثالثة كالآتي:

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

$$\log P(O|\bar{\lambda}) = -3.0895e+004$$

وان متجه القيمة الابتدائية (π) كان عند التكرار الأخير(35) يكون كالآتي:

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

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

$$\bar{A} = \begin{bmatrix} 0.9957 & 0.0043 \\ 0.0037 & 0.9963 \end{bmatrix}$$

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

	No Hand	fingers	palm	Space of Hand
Hand	0.0000	0.1200	0.0001	0.8798
NoHand	1.0000	0.0000	0.0000	0.0000

3-5 نتائج التطبيق باستخدام نموذج العتبة:

عند تطبيق نماذج العتبة فإننا نحصل على نفس النتائج إلا أن قيم التكرارات تتغير. فعند تطبيق نموذج العتبة الأول في المعادلة (9) على الصورة في الشكل (3) نحصل على نفس النتيجة ولكن عند التكرار(17), وعند تطبيقه على الصورة في الشكل (4) نحصل على التمييز عند التكرار(21) وعند التطبيق على الصورة في الشكل(5) يكون التمييز عند التكرار (13).

وعند تطبيق نموذج العتبة الذي تم اقتراحه هنا في المعادلة (10) فأننا نحصل على نفس النتائج أيضا ولكن بتكرار أقل وكما يأتي:

فعند تطبيق نموذج العتبة المقترح الأول في المعادلة (10) على الصورة في الشكل (3) نحصل على نفس النتيجة ولكن عند التكرار(16), وعند تطبيقه على الصورة في الشكل (4) نحصل على التمييز عند التكرار(17) وعند التطبيق على الصورة في الشكل(5) يكون التمييز عند التكرار (13).

وعند تطبيق النموذج المقترح الثاني في المعادلة (11) على الصورة في الشكل (3) نحصل على نفس النتيجة ولكن عند التكرار(15), وعند تطبيقه على الصورة في الشكل(4) نحصل على التمييز عند التكرار(17), وعند التطبيق على الصورة في الشكل(5) يكون التمييز عند التكرار (11).

6- الاستنتاجات:

مما تقدم يمكننا التوصل إلى الاستنتاجات الآتية:

1-نلاحظ من خلال النتائج التي تم الحصول عليها من خلال تطبيق نماذج ماركوف المخفية على إيماءة اليد أن نماذج ماركوف المخفية يمكننا أن نستخدمها في تمييز الحركات الإيمائية, إذا نماذج ماركوف المخفية لها القدرة على التعرف على الصور الفيديوية بنفس القدرة التي تتعرف بها على الصور الرقمية.

2-إن استخدام نماذج عتبة جيدة ضمن نموذج HMM يعطينا نتائج جيدة (تقريباً مطابقة) ولكن بتكرار أقل أي بوقت أسرع وخزن أقل.

7-المصادر References:

1- السيف, خليل إبراهيم أحمد, (2002), "التميز الآلي للعلامات المسمارية", أطروحة دكتوراه غير منشورة, قسم الحاسبات, كلية علوم الحاسبات والرياضيات, جامعة الموصل, العراق.

2 – الصفار, غادة ذنون يونس, (2003), "تتبع اللهب في الصور الرقمية الملونة المتحركة", رسالة ماجستير غير منشورة, قسم الحاسبات, كلية علوم 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 الحاسبات والرياضيات, 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- Donald Hearn, Baker M. , (1997), "Computer graphics C version ", 2nd Edition, published : prentice.

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

7- Lee,H.K . and Kim,J. H .(1999),"An HMM-Based Threshold Model Approach for Gesture Recognition" Proceeding of IEEE transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, VOL. 21, NO. 10, October.

8- 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.

9- Takashi T. and Kishino F.,(1991), "Hand Gestur coding based on experiments using a hand gesture interface device",SIGCH *Bul*., Vol 23(2), NO. 67-73.

10 – Wilson,A.D. and Bobick,A. F.,(1997), " A State-Based Approach to the Representation and Recognition of Gesture"," Proceeding of IEEE transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, VOL. 19, NO. 12, December.

11 – Wilson, A. D. and Bobick ,A. F.,(1999), "Parametric Hidden Markov Models for Gesture Recognition"," Proceeding of IEEE transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, VOL. 21, NO. 9, September.

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

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

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