المجلة العراقية للعلوم الاحصائية (15) 2009
ص ص [17–42]

تمييز السلالم الموسيقية باستخدام نموذج ماركوف المخفي

أ.د. باسل يونس ذنون الخياط* زينة فالح صالح العجوز**

الملخص

يتضمن هذا البحث مفهوما بدأ يأخذ اهتمامات واسعة في التطبيقات الحديثة من خلال موضوع تنقيب البيانات Data Mining يطلق عليه بالمتتابعات الزمانية Temporal Sequences . ولقد استثمر النموذج الرياضي المعروف بنموذج ماركوف المخفي Hidden Markov Model لنمذجة هذه المتتابعات الزمانية . ويتناول هذا البحث تطبيقا يجمع بين الرياضيات والحاسوب والموسيقى ،وتدرس مسألة تمييز السلالم (المقامات) الموسيقية وذلك باستخدام النموذج الماركوفي المخفي . وتدرس بعض الأناشيد الوطنية وتنمذج من خلال هذا النموذج ، وبعد اجراء المعالجة الحاسوبية للأناشيد قيد الدراسة ، تم التوصل الى معرفة المقام الموسيقي المستخدم للأناشيد الوطنية .

Recognition of Musical ladders by Using Hidden Markov Model

Abstract

This research includes an idea that takes wide cares in modern applications through the object of Data Mining which is called Temporal Sequences. An investment of mathematical model known as Hidden Markov Model, of modeling Temporal Sequences. This research deals with an application combining between mathematics, computer and music. The problem of recognition of musical ladders is studied by using Hidden Markov Model, Some national songs are studied and modeled through this model. After making use of the computer for the songs under study, a result was reached to know a musical ladder which is used in national songs.

* استاذ/قسم الرياضيات/كلية علوم الحاسبات والرياضيات/جامعة الموصل
** مدرس مساعد/ قسم الرياضيات/كلية علوم الحاسبات والرياضيات/جامعة الموصل

تاريخ التسلم :16/ 7/ 2007 ـــــــــــــــــــــ تاريخ القبول : 19/ 2/ 2008

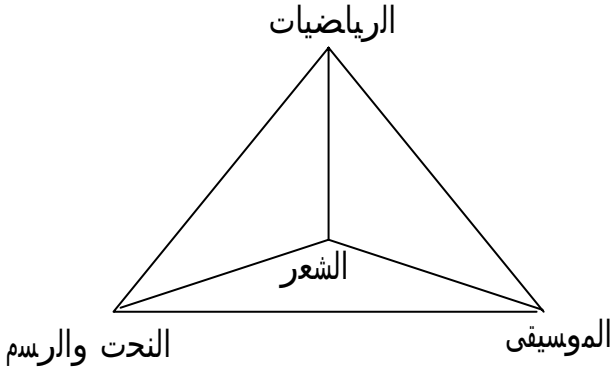
1-توطئة :

نستهل هذه التوطئة بمقولة وردت على لسان الفيلسوف فيثاغورس والتـي يقول فيها :

الحياة رياضيات وموسيقى ...

ان علم الموسيقى له علاقة وثيقة بعلم الرياضيات ، فالموسيقى كمـا نعلـم تتضمن ترددات صوتية صاعدة هابطة وفق سياقات معينة يتحكم بها الانسان مـن خلال الالات الموسيقية التي قد تكون وترية او هوائية او غيـر ذلـك ... وهـذا الاختلاف في الترددات يحسب في فواصل زمنية وتوضع على شكل متتابعة مـن الحروف الموسيقية وهذا ما يسمى بالنوتة الموسيقية . فضلاً عن ذلـك فـان لعلـم الموسيقى صلة وثيقة بعلم العروض ، وهو علم ميزان الشعر ، او موسيقى الـشعر فهناك صلة تجمع بينه وبين الموسيقى على نحو عام ، وهذه الـصلة تتمثـل فـي الجانب الصوتي . فالموسيقى تقوم على تقسيم الجمل الى مقاطع صـوتية تختلـف طولا وقصرا او الى وحدات صوتية معينة على نـسق معـين . لـذا فالموسـيقى والرياضيات والشعر ثلاثة روافد تصب في نهر واحد دون ان يستغني احدها عـن الاخر وانما يستمد احدها من الاخر وشائج الابداع والمعرفة.

لقد مثل الرياضي سلفستر ، وهو احد الرياضيين الكبار في القرن التاسـع عشر ، الرياضيات برأس هرم ثلاثي ، اما الرؤوس الثلاثة فهي الموسيقى ، الشعر ، النحت والرسم كما موضح في الشكل ادناه (**الكاتب،1971**):



الشكل (1) الرياضيات والفن

2-العمليات الإسمية والمتتابعات الزمانية
Nominal Processes and Temporal Sequences

إن **العمليات الإسمية** هي عمليات تأخذ متغيراتها قيما بشكل أسماء لصفات معينة وليست أعدادا مثل الجنس ، اللون.

أما **المتتابعة الزمانية** فهي عبارة عن متتابعة إسمية تعتمد على الزمن او أي دليل اخر،مثل تغير مرحلة النوم بتغير الزمن وتغير طبقة الأرض بتغير عمق الأرض . بكلام اكثر دقة فان المتتابعة الزمانية هي متتابعة اسمية (او عملية تصادفية) فضاء حالتها بشكل صفات وليس اعدادا.

3-نمذجة الحوادث الزمانية Modeling Temporal Events

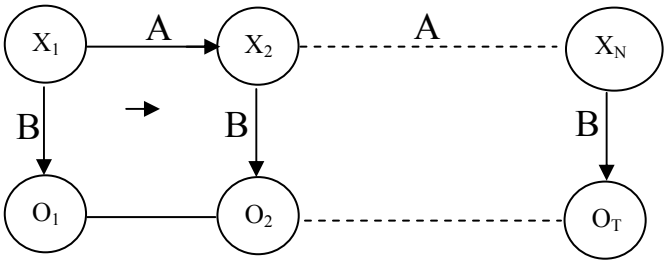
هناك العديد من التقنيات المختلفة تستخدم لنمذجة متتابعة الاحداث الزمانية ومن ضمنها النموذج الماركوفي المخفي**(Dunham, 2004,P.248).**

ان نماذج ماركوف المخفية هي من النماذج الأساسية في تمثيل المتتابعات الزمانية Temporal Sequence التي تتولد بإشارات القيم المتقطعة . وبالرغم من ان نماذج ماركوف المخفية اصبحت تقنيات سائدة لانظمة تمييز الصوت الألي ، المستمر والمتقطع ، فهي ايضا استخدمت في تمييز الانماط Pattern Recognition ونمذجة المتتابعات الحياتية **Modeling of Biological Sequence** والطباعة Handwriting وتمييز النصوص Text Recognition وكثير من المجالات **(Folerez-Larrahando, 2005)**.

إن النموذج الماركوفي المخفي(HMM) هو بيان موجه Directed Graph (X, A) حيث الرؤوس vertices $X=\{x_1, x_2, \ldots, x_n\}$ تمثل الحالات States والاقواس (الحافات) Arcs $A =\{(i,j) \mid x_i,x_j \in X\}$ فتوضح الانتقالات Transitions بين الحالات . ان كل حافة (i,j) هي عنوان لاحتمالية الانتقال P_{ij} من الرأس x_i عند الزمن n الى الراس x_j عند الزمن n+1. **(Dunham, 2004,P.250).**

كما يمكن تعريف HMMs بانها عملية عشوائية مضاعفة **(Tanguay, 1995)**، اذ ان الحالات لايمكن ملاحظتها مباشرة فيجب البحث عن طريقة غير مباشرة لملاحظتها(أي اضافة طبقة تصادفية ثانية للعملية الماركوفية) ، لذا فإن

معلمات النموذج الماركوفي المخفي هي(λ=(A, B, π) **(Aranio,1999)** ،ويمكن ان نرى ذلك بوضوح من خلال الشكل(2)ادناه:



الشكل (2) يوضح النموذج التخطيطي لنموذج ماركوف المخفي

واما عناصره فهي**(Chen et al., 2005)** :

1- مجموعة من الحالات $S=\{s_1,s_2,\ldots,s_N\}$ وان (N) هي عدد الحالات المخفية في النموذج.

2-مجموعة من المشاهدات$V=\{v_1,v_2,\ldots,v_M\}$ وان (M) هي عدد الرموز المشاهدة المختلفة في النموذج .

3- مصفوفة إحتمالية إنتقال الحالة $A=\{a_{ij}\}$ ، اذ ان :

$$a_{ij}=P[q_{t+1}=S_j|q_t=S_i] \; ; \; j=1, 2, \ldots, N$$

إذ ان q_t ترمز لحالة النظام عند الزمن t .

4- مصفوفة التوزيع الاحتمالي لرمز المشاهدة في الحالة j ، $B=\{b_j(k)\}$ ،اذ ان:

$$b_j(k) = p(O_t = V_k | q_t = S_j) \; ; \; j = 1, 2, \ldots, N$$
$$k = 1, 2, \ldots, M$$

اذ ان O_t يرمز لحالة المشاهدات عند الزمن t .

5- مصفوفة توزيع الحالة الابتدائية $\pi = (\pi_i)$ اذ ان :

$$\pi_i = P[q_1 = S_i] \; ; \; i = 1, 2, \ldots, N$$

4-المسائل الاساسية لنماذج ماركوف المخفيـة The Basic Problems for HMMs

هناك ثلاث مسائل اساسية لنماذج ماركوف المخفية وسوف نقتصر في هـذا البحث على مسألتين فقط وهما(**Rosen et al., 2002**) :

1- مسألة التقييم Evaluation Problem: تتطلب هذه المسألة حـساب $P(O|\lambda)$ عندما يكون المعطى هو النموذج λ ومتتابعة المشاهدات **O** .

2- مسألة التدريب Training Problem: وتتناول هذه المـسألة كيفيـة تعـديل معلمات النموذج $\lambda = (A, B, \pi)$ لتعظيم $P(O|\lambda)$.

حل مسألة التقييم Solution of the Evaluation Problem

في هذه المسألة المطلوب حساب $P(O|\lambda)$ ، أي حساب احتماليـة متتابعـة المشاهدات عندما يكون المعطى هو النمـوذج $\lambda = (A, B, \pi)$. يمكـن حـسابها كالاتي(**Zhou, 2007**):

ان احتمالية المشاهدات O لمتتابعة الحالة Q هي عادة تعرف بالشكل الآتي:

$$P(O|Q, \lambda) = \prod_{i=1}^{T} P(O_i \mid q_i, \lambda) = b_{q_1}(O_1).b_{q_2}(O_2)...b_{q_T}(O_T) \quad \textbf{...(1)}$$

وان احتمالية متتابعة الحالة Q هي عادة تعرف بالشكل الآتي :

$$P(Q|\lambda) = \pi_{q_1} a_{q_1 q_2} a_{q_2 q_3} ... a_{q_{T-1} q_T} \quad \textbf{...(2)}$$

اما الاحتمالية المشتركة لـ Q, O فهي :

$$P(O,Q|\lambda) = P(O|Q, \lambda) \; P(Q|\lambda) \quad \textbf{...(3)}$$

وعليه يمكن حساب $P(O|\lambda)$ من خلال جمع الاحتمالية المشتركة كالآتي :

$$P(O \mid \lambda) = \sum_{a11Q} P(O \mid Q, \lambda) P(Q \mid \lambda)$$

$$= \sum_{q_1, q_2, ..., q_T} \pi_{q_1} b_{q_1}(O_1) a_{q_1 q_2} b_{q_2}(O_2) ... a_{q_{t-1} q_T} b_{q_T}(O_T) \quad \textbf{...(4)}$$

ان عملية حساب $P(O|\lambda)$ باستخدام المعادلة اعلاه تحتاج الى $2TN^T$ عملية حسابية وهذه الحسابات تكون غير عملية حتى عندما تكون قـيم N و T صـغيرة

ولهذا لجأ الباحثون الى استخدام الخوارزميات الامامية والخلفية والتي سوف نقوم بتوضيحها لاحقا لكونها تحتاج الى N^2T عملية حسابية وهي نوعا ما افضل من $2TN^T$ **(Rabiner, 1989)** .

الخوارزمية الامامية Forward Algorithem : بامكاننا ان نعرف المتغير الامامي $\alpha_t(i)$ بانه احتمالية متتابعة المشاهدات الجزئية $O_1, O_2, \dots, O_t$ والحالة S_i عند الزمن t عندما يكون المعطى هو النموذج λ ، هذا ويمكن التعبير عنه رياضيا بالصيغة الاتية **(Pham, 2003)**:

$$\alpha_t(i) = P(O_1\, O_2 \dots O_t, q_t = S_i|\lambda)$$

وان المتغيرات الامامية يمكن حسابها من خلال الخطوات الاتية :

1- البداية Initialization :

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

2- التعاقب Recursion :

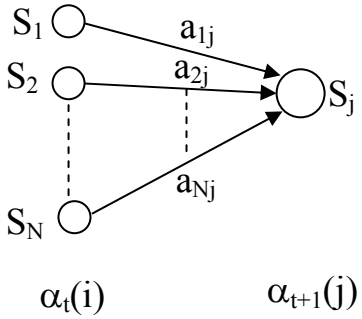
$$\alpha_{t+1}(j) = \left[\sum_{i=1}^{N} \alpha_t(i) a_{ij}\right] b_j(O_{t+1})\ ;\ t=1, 2, \dots, T-1$$

$$j=1, 2, \dots, N$$

3- الانهاء Termination :

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

ويمكن توضيح الخوارزمية الامامية من خلال الشكل (3) بالآتي :



الشكل (3) متتابعة العمليات المطلوبة لحساب المتغير الأمامي .$\alpha_{t+1}(j)$.

الخوارزمية الخلفية Backward Algorithm

باسلوب الخوارزمية الامامية نفسه يمكن ان نعرف رياضيا المتغير الخلفي $\beta_t(i)$ كما يأتي :

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

أي انه يمثل احتمالية متتابعة المشاهدات الجزئية من الزمن t+1 الى T عندما يكون المعطى هو S_i عند الزمن t والنموذج λ.

ويمكن حساب المتغيرات الخلفية من خلال الخطوات الآتية(**Duran,2001**):

1- البداية Initialization :

$$\beta_T(i) = 1 \quad ; i = 1, 2, \ldots, N$$

2- التعاقب Recursion :

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

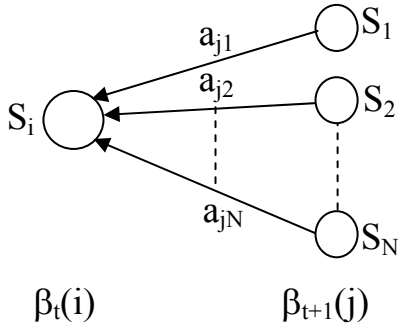
$$i = 1, 2, \ldots, N$$

3-الانهاء Termination :

يمكن حساب الاحتمالية $P(O|\lambda)$ باستخدام المتغيرات الأمامية والخلفية كما يأتي:

$$P(O \mid \lambda) = \sum_{i=1}^{N} \alpha_t(i)\beta_t(i) \;,\; \text{for any } t$$

والشكل (4) يوضح العمليات المطلوبة لحساب الاحتمالية الخلفية :



الشكل (4) متتابعة العمليات المطلوبة لحساب المتغير الخلفي $\beta_t(i)$.

حل مسألة التدريب Solution of Training Problem

تتطلب هذه المسألة إعادة تقدير معلمات النموذج $\lambda=(A, B, \pi)$ ، وذلك لتعظيم الاحتمالية $P(O|\lambda)$.وهذا يتم باستخدام تقنية التكرار والتي تدعى بخوارزمية Baum-Welch **(Aranio, 1999)**.

خوارزمية Baum-Welch (BW)

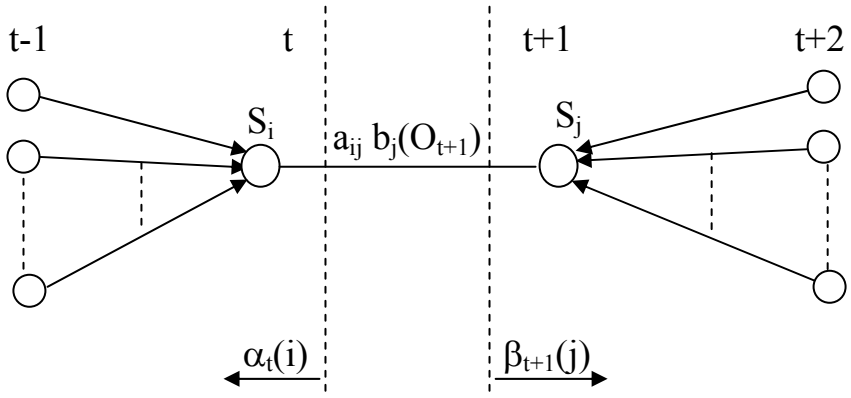
خوارزمية (BW) هي خوارزمية لتجديد معلمات النموذج $\lambda=(A, B, \pi)$ وذلك باستخدام المتغير $\zeta_t(i,j)$ والذي يمثل احتمالية ان تكون في الحالة S_i عند الزمن t وحالة S_j عند الزمن t+1 عندما يكون المعطى هو متتابعة المشاهدات (O) والنموذج (λ) . اذ يمكن تعريفه رياضيا كالأتي :

$$\zeta_t(i,j) = P(q_t = S_1, q_{t+1} = S_j \mid O, \lambda)$$

$$= \frac{P(O, q_t = S_1, q_{t+1} = S_j \mid \lambda)}{P(O \mid \lambda)}$$

$$= \frac{\alpha_t(i)\, a_{ij}\, b_j(O_{t+1})\, \beta_{t+1}(j)}{\sum_{i=1}^{N} \sum_{j=1}^{N} \alpha_t(i)\, a_{ij}\, b_j(O_{t+1})\, \beta_{t+1}(j)}$$

والشكل (5) يوضح هذه العملية **(Folerez-Larrahando,2005)**.



الشكل (5) اعادة تقدير نموذج ماركوف المخفي باستخدام $\zeta_t(i,j)$.

وباستخدام المتغير $\zeta_t(i,j)$ يمكننا حساب المتغير $\gamma_t(i)$ (Folerez-Larrahando,2005).

$$\gamma_t(i) = \sum_{j=1}^{N} \zeta_t(i,j)$$

وباستخدام الصيغ المذكورة انفا لاعادة تقدير نموذج جديد من النموذج القديم نقوم بالإجراءات الاتية:

العدد المتوقع للازمنة في الحالة i عند الزمن

$$\overline{\pi}_i = (t=1)$$

$$= \gamma_1(i)$$

$$\overline{a}_{ij} = \frac{\text{العدد المتوقع للانتقالات من الحالة } S_i \text{ الى الحالة } S_j}{\text{العدد المتوقع للانتقال من الحالة } S_i}$$

$$= \frac{\sum_{t=1}^{T-1} \zeta(i,j)}{\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(i)}$$

$$\overline{b}_j(k) = \frac{\text{العدد المتوقع للأزمنة في الحالة } j \text{ ورمز المشاهدة } V_k}{\text{العدد المتوقع للازمنة في الحالة } j}$$

$$= \frac{\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(j)}{\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(j)} \quad ; S.tO_t = V_k \quad ; j = 1, 2, \ldots, N$$

من المعادلات اعلاه نحصل على نموذج جديد يرمز له بـ $\overline{\lambda}$ الذي يحقق:

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

كما يجب ملاحظة قيود النموذج $\bar{\lambda} = (\bar{A}, \bar{B}, \bar{\pi})$ ان تكون مقيدة بـالقيود الاتية :

$$\sum_{i=1}^{N} \bar{\pi}_i = 1$$

$$\sum_{j=1}^{N} \bar{a}_{ij} = 1 \qquad ; i = 1, 2, \ldots, N.$$

$$\sum_{k=1}^{M} \bar{b}_j(k) = 1 \quad ; j = 1,2,\ldots,N.$$

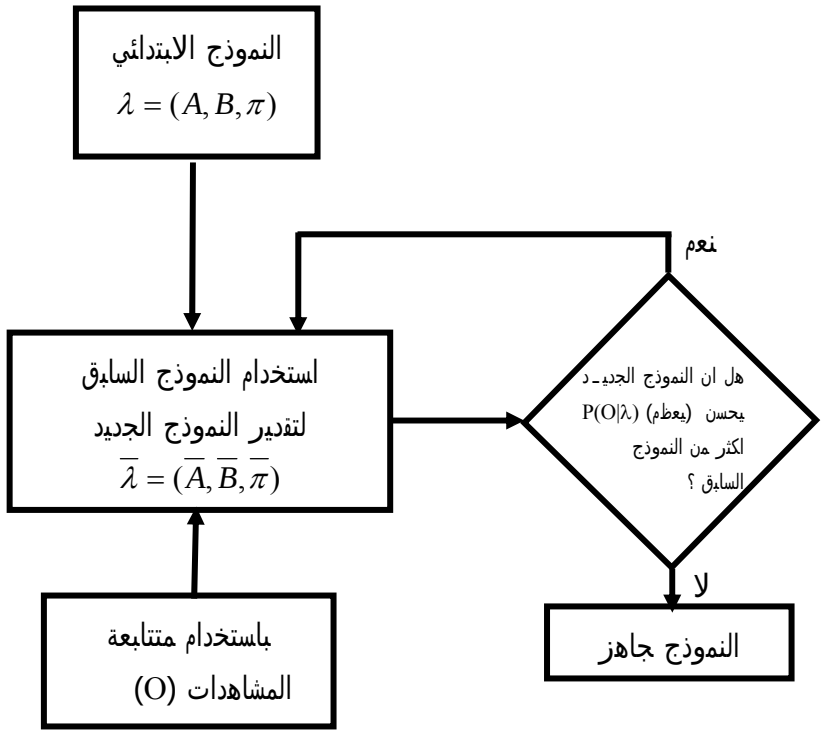
.(Rabiner, 1989)

وتجدر الملاحظة بانه في حالة عدم توافر معلومات لدينا عن معلمـات النموذج $\lambda = (A, B, \pi)$ فإننا نلجأ الى استخدام قيم عشوائية بحيـث تكـون

$$\pi_i \approx 1/N \qquad a_{ij} \approx 1/N \qquad b_j(k) \approx 1/M$$

مـع ملاحظـة ان تكـون مقيـدة بـالقيود المـذكورة سابقا**(Wong&Stamp,2006) .**

يمكن توضيح مجمل خطوات خوارزمية (BW) من خلال الـشكل (6) **:(Aranio,1999)**



الشكل (6) كيفية تعظيم الاحتمالية $P(O \mid \lambda)$ لنماذج ماركوف المخفية باستخدام خوارزمية (BW) .

5- التقييس Scaling

ان خوارزمية (BW) لايمكن ان تطبق لبعض المسائل بسبب طول المتتابعة وخاصة عندما تكون المتتابعة طويلة جداً . فعندما تطبق خوارزمية (BW) في أي لغة حاسوب عالية المستوى فهناك بعض القضايا التي من الـضروري ان تعتبـر بضمن القياس وخاصة عندما تكون t كبيرة لان حساب معلمات النموذج الماركوفي المخفي سيتجاوز المدى الدقيق . والقصد هو تقييس $\alpha_t(j)$ و $\beta_t(i)$ ، حيث يرمز لهمابالرمزين $\hat{\alpha}_t(i)$, $\hat{\beta}_t(i)$ على التوالي**(Foler-Larrahando, 2005)**.

ولتوضيح خطوات التقييس نتبع ما ياتي**(Hayashi, 2003)**:

اولاً:خطوات تقييس المتغير الامـامي The Forward Procedure α (Scaled)

1. $\alpha_1(i) = \pi_i b_i(O_1)$, $C_1 = \frac{1}{\sum_{i=1}^{N}\alpha_1(i)}$, $\hat{\alpha}_1(i) = C_1\alpha_1(i)$

;i= 1,2,...,N.

2. $\alpha_t(i) = [\sum_{j=1}^{N}\hat{\alpha}_{t-1}(j)a_{ji}]b_i(O_t)$, $C_t = \frac{1}{\sum_{i=1}^{N}\alpha_t(i)}$,

$\hat{\alpha}_t(i) = C_t\alpha_t(i)$;

i=1,2,..., N , t=2, 3, … , T

3. $\log[P(O \mid \lambda)] = -\sum_{t=1}^{T}\log(C_t)$

ثانياً:خطوات تقييس المتغير الخلفي The Backward Procedure β (Scaled)

1. $\beta_T(i) = 1$, $\hat{\beta}_T(i) = C_T$; i = 1, 2, … , N

2. $\hat{\beta}_t(i) = \sum_{j=1}^{N}a_{ij}b_j(O_{t+1})\beta_{t+1}(j)$, $\hat{\beta}_t(i) = C_t\beta_t(i)$; i= 1,2,..,N,t=T-1,…,1

ثالثاً : تقييس متغيرات خوارزمية Baum-Welch

$$\zeta(i,j) = \frac{\hat{\alpha}_t(i)a_{ij}b_j(O_{t+1})\hat{\beta}_{t+1}(j)}{\sum_{i=1}^{N}\sum_{j=1}^{N}\hat{\alpha}_t(i)a_{ij}b_j(O_{t+1})\hat{\beta}_{t+1}(j)} \quad , \quad \gamma_t(i) = \sum_{j=1}^{N}\zeta_t(i,j)$$

$$\bar{\pi}_i = \gamma_t(i) \quad , \quad \bar{a}_{ij} = \frac{\sum_{t=1}^{T-1} \zeta_t(i,j)}{\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(i)} \quad , \quad \bar{b}_j(k) = \frac{\sum_{t=1 \ s.t.O_t=V_k}^{T-1} \gamma_t(j)}{\sum_{t=1}^{T-1} \gamma_t(j)} \quad ;$$

$$i, j = 1,2,\ldots,N$$

6- النمذجة الرياضية للسلالم الموسيقية

6-1 التمثيل الرياضي للسلم الموسيقي

إن التعريف العلمي للموسيقى بأنها أصوات ذات ذبذبات منتظمة وبشكل متناسق لها طول زمني معين . ولو تأملنا المحور الزمني Time Axis وقسمناه إلى مجموعة من النقاط الزمنية $t_1, t_2 \ldots\ldots, t_n$ ، كل نقطة زمنية لها امـد معـين (بالثانيـة) . ولغرض التيسير سوف نفرض ان الفرق بين كل زوجين متجاورين مـن النقـاط الزمنية يساوي كمية ثابتة ، أي ان $t_i - t_{i-1} = \Delta t_i = h$, اذ ان h هي كمية ثابتـة لجميع قيم i . ولغرض التمثيل الرياضي للـسلم الموسـيقي نفتـرض ان تذبـذب الاصوات في المقطع الموسيقي يمثل عدد رموز المشاهدات الممكنة والتـي تنتقـل وفق نسق معين وخاص بذلك المقطع . وكما هو واضـح فـان النقـاط الزمنيـة $t_1, t_2, \ldots\ldots t_n$ فـسوف تكـون متقطعـة Discrete ، فيكـون فـضاء المعلمـة Parameter Space بالشكل الأتي $T = \{t_1, t_2 \ldots\ldots, t_n\}$ ، امـا فـضاء الحالـة State Space الذي يمثل الحالات الممكنة والتي سوف نحصل عليهـا باسـتخدام علامات التحويل سوف يكون بشكل مجموعة تضم صفات غير عددية تمثل جميـع الحالات الممكنة للسلالم (المقامات) الموسيقية بالنسبة للسلم دو_ ماجور .

6-2 المميزات الرئيسية للمقطوعة الموسيقية

من خلال فهمنا لطبيعة المقطوعة الموسيقية يمكن إجمال ميزاتها الرئيسية بالميزتين الآتيتين:

1- إنها متتابعةSequence من النوتات , كل نوتة لها امد (مدة) معـين يعبرعنـه بشكل أعداد صحيحة وكسور اعتيادية ، فعلى سبيل المثال: $\frac{1}{2^2}$ ، $\frac{1}{2}$ ، $\frac{3}{2^2}$ ، والتي يقابلها $\frac{1}{4}$ ، $\frac{1}{2}$، $\frac{3}{4}$ على التوالي .

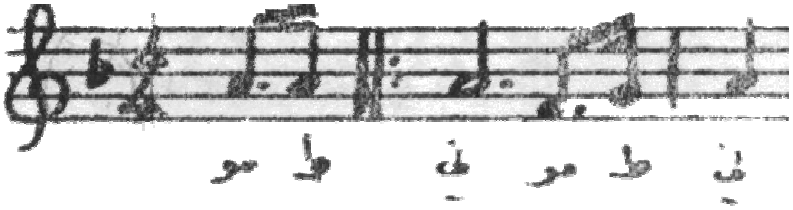
2- يمكن تحويل المقطع الموسيقي إلى متتابعة من الحروف ، اذ ان كل نوتة يقابلها حرف خاص بها اذ ان دو ≡ C ، ري ≡ D ، مي ≡ E ، فا ≡ F ، صـول≡ G ، لا≡A ، سي ≡B

ولهذا يتكون لدينا متتابعة زمانية وكما مبين لاحقا.

3-6 تحويل المقطوعة الموسيقية والكلمات الملحنة إلى متتابعة زمانية

لغرض تحويل مقطوعة موسيقية اوكلمات ملحنة معينة إلى متتابعة زمانية نقـرح القيام بالإجراءات آلاتية :

1- التقطع : أي تفكيك كلمات النشيد إلى أجراء ووضع تحت كل جـزء مـا يناسبه من النوتات الموسيقية وامدهما الزمني . فعلـى سـبيل المثـال ان التمثيل الموسيقي لكلمتي موطني موطني من النشيد موطني هو كما ياتي :



لذا فان تقطيع كلمتي **موطني موطني** يكون كما مبين في الجدول الأتي :

الجدول (1) التقطيع الموسيقي لكلمتي موطني موطني .

التقطيع الموسيقي	مو	ط	ني	مو	ط	ني
النوتة	A	A	A	F	G	A
أمد النوتة	$\frac{3}{4}$	$\frac{1}{4}$	3	$\frac{3}{4}$	$\frac{1}{4}$	1

2- تقسيم المحور الزمني Time Axis إلى نقاط متـساوية المـسافات Equally Space ، ولتكن $t_1, t_2, \ldots, t_h$ ، وبحيث ان $t_i - t_{i-1} = h$ وان h كمية ثابتة للقيم $i = 1, 2 \ldots, n$.

3- تكرار كل رمز بما يتناسب مع أمده . فعلى سبيل المثـال فمـن الجـدول (1) نلاحظ ان أمد النوتة مو (A) هو $\frac{3}{4}$ في حين ان أمد النوتة ط (A) هـو $\frac{1}{4}$ ، أما أمد النوتة ني (A) فهو3. وللتخلص من الكسر نقوم بضربها بالعـدد (4) ،

وعليه يكون تكرار النوتة مو (A) 3 مرات في حين ان تكرار النوتـة ط (A) مرة واحدة ، اما النوتة ني (A) فيكون تكرارها 12 مرة وهكذا .

4- نوجد علامات السكوت بالرمز H ويكرر هذا الرمز حسب امد نـوع الـسكتة فمثلا لو كان نوع السكتة هي الزفرة فتكرر اربع مرات لان امد الزفرة هـو1 وهكذا .

5- وضع فاصل نرمز له 🗎 عند الانتقال من رمز إلى رمز أخر وحسب النقـاط الاربعة المذكورة انفا. وبذلك ومن الجدول (1) تكـون المتتابعـة الموسـيقية لكلمتي **موطني موطني** بالشكل الأتي :

{AAA🗎A🗎AAAAAAAAAAAA🗎FFF🗎G🗎AAAA}. وبعـد ذلـك نقوم بترتيب النوتات الموسيقية ، حيث يقابل كل نوتة موسيقية رقم يمثلها وكـذلك رقم لعلامة الفراغ (🗎) التي توضع بين كل رمز وأخر للدلالة على الانتقال مـن نوتة إلى النوتة الأخرى وكذلك لعلامة السكتة. وبناء على ذلك يتكون لدينا الجدول النهائي الأتي الذي يمثل جميع رموز المشاهدات الممكنة وبذلك يكون هنـاك (19) رمزا، أي ان (M=19) والتي تمثل عدد رموز المشاهدات .

الجدول (2) ترميز النوتات الموسيقية

دو (C)	ري (D)	مي (E)	فا (F)	صول (G)	لا (A)	سي (B)
1	2	3	4	5	6	7
دودييز (C#)	ري دييز (D#)	فا دييز (F#)	صول دييز (G#)	لا دييز (A#)	ري بيمول (D♭)	مي بيمول (E♭)
8	9	10	11	12	13	14
صول بيمول (G♭)	لا بيمول (A♭)	سي بيمول (B♭)	السكتة (H)	الفراغ (🗎)		
15	16	17	18	19		

وعليه تكون متتابعة المشاهدات لكلمتي **موطني موطني** بعد الترميز لها الشكل الأتي :{6,6,6,19,6,6,6,6,6,6,6,6,6,6,6,6,19,4,4,4,19,5,19,6,6,6,6}

التطبيق : نشيد ببلادي اتباهى

نتناول في هذا المبحث تطبيقا عمليا يتضمن النشيد الوطني **ببلادي أتباهى** (انظـر الملحق). ونقوم ألان بتوضيح ما ذكرناه من اجرارات لتحويل المقطوعة الموسيقية والكلمات الملحنة الى متتابعة زمانية والجدول(3) يبين كيفية تقطيع المقطـع الاول

من هذا النشيد إلى أجزاء ووضع تحت كل جزء ما يناسبه من النوتات الموسـيقية وامدها الزمني .

الجدول (3) كيفية تقطيع وترميز المقطع الاول من النشيد الوطني ببلادي أتباهى .

التقطيع	ب	ب	لا	دي	أ	ت	با	هى	وقفة	ليـ	ت
النوتة	C	G	G	G	F	G	A	G	H	C	C
الامد الزمني	$\frac{3}{4}$	$\frac{1}{4}$	1	2	$\frac{3}{4}$	$\frac{1}{4}$	1	1	1	$\frac{3}{4}$	$\frac{1}{4}$
التقطيع	ني	ص	ر	ت	ف	د	ا	ها	بـ	د	مي
النوتة	C	G	A	F	A	G	F	E	A	A	A
الامد الزمني	1	1	1	$\frac{3}{4}$	$\frac{1}{4}$	$\frac{3}{4}$	$\frac{1}{4}$	2	$\frac{3}{4}$	$\frac{1}{4}$	1
التقطيع	أ	ح	مي	ح	م	ا	ها	وقفة	من	ج	مي
النوتة	A	C	B	A	B	A	G	H	C	C	C
الامد الزمني	1	1	$\frac{3}{4}$	$\frac{1}{4}$	$\frac{3}{4}$	$\frac{1}{4}$	1	1	$\frac{3}{4}$	$\frac{1}{4}$	1
التقطيع	ع	ألذ	ن	و	و	و	ب	أ	نا	جن	دي
النوتة	G	A	F	A	G	F	E	E	F	G	G
الامد الزمني	1	1	$\frac{3}{4}$	$\frac{1}{4}$	$\frac{3}{4}$	$\frac{1}{4}$	2	$\frac{3}{4}$	$\frac{1}{4}$	1	1
التقطيع	ي	أ	بي	و	ط	ني	ي	ي	ع	ر	بي
النوتة	A	G	F	A	A	A	G	F	G	F	E
الامد الزمني	$\frac{3}{4}$	$\frac{1}{4}$	2	$\frac{3}{4}$	$\frac{1}{4}$	$\frac{3}{4}$	$\frac{1}{4}$	1	$\frac{3}{4}$	$\frac{1}{4}$	2

وبالاستفادة من الجدول السابق فقد تم الحصول على المتتابعة الزمانية الموضحة في أدناه ووفق ما ذكر سابقا , اذ ضربت الكسور بالعدد 4 ثم تكرار الرمز حسب أمده الزمني.ان المتتابعة الزمانية للمقطع الأول في نشيد ببلادي اتباهى هي كما مبينة في أدناه (تقرأ أفقيا من اليسار إلى اليمين ابتداء من الزاوية اليسرى العليا وانتهاء بالزاوية اليمنى السفلى) وكمایاتي :

{CCC🗎G🗎GGGG🗎GGGGGGGG🗎FFF🗎G🗎AAAA🗎GGGG🗎
HHHH
🗎CCC🗎C🗎CCCC🗎GGGG🗎AAAA🗎FFF🗎A🗎GGG🗎F🗎EEEEE
EEE
🗎AAA🗎A🗎AAAA🗎AAAA🗎CCCC🗎BBB🗎A🗎BBB🗎A🗎GGG

G🖹HHHH🖹CCC🖹CCCC🖹GGGG🖹AAAA🖹FFF🖹A(GGG🖹F🖹
EEEEEEEE
🖹EEE🖹F🖹GGGG🖹GGGG🖹AAA🖹G🖹FFFFFFFF♭AAA🖹A🖹AA
A🖹G 🖹FFFF🖹GGG🖹F🖹EEEEEEEE}

وعليه فان المتتابعة بعد الترميز وحسب الجدول (2) تصبح بالشكل الاتي :

{1,1,1,19,5,19,5,5,5,5,5,19,,5,5,5,5,5,5,5,5,5,19,4,4,4,19,5,19,,6,6,6,6
,19,5,5,5,5,19,18,,18,18,18,19,1,1,1,19,1,19,1,1,1,1,19,5,5,5,5,19,
6,6,6,6,19,4,4,4,19,5,5,5,19,4,19,3,3,3,3,3,3,3,3,19,,6,6,6,19,6,19,
6,6,6,6,19,6,6,6,6,19,1,1,1,1,19,7,7,7,19,6,19,7,7,7,19,6,19,5,5,5,
5,19,,18,18,18,18,19,1,1,1,19,1,19,1,1,1,1,19,5,5,5,5,19,6,6,6,6,1
9,4,4,4,4,19,6,19,5,5,5,5,19,4,19,3,3,3,3,3,3,3,3,19,3,3,3,3,19,4,19,
5,5,5,5,19,5,5,5,5,19,6,6,6,19,5,19,4,4,4,4,4,4,4,4,19,6,6,6,19,6,1
9,6,6,6,19,5,19,4,4,4,4,19,5,5,5,19,4,19,3,3,3,3,3,3,3}

قبل البدء بالمعالجة الحاسوبية لنتكلم بإيجاز على أهمية علامات التحويل في تكوين السلالام الموسيقية. ان علامة التحويل دييز(#)التي من شأنها رفع صوت النغمة وعلامة التحويل(♭) التي من شأنها خفض صوت النغمة لهما أهمية كبيرة في تكوين السلالام الموسيقية ، حيث يمكننا بواسطتهما موافقة مسافات الأصوات المقررة للسلالام الكبيرة التي نحتاج تكوينها من أي صوت نريده ليكون أساسا للسلم المراد تكوينه. لنطلق على السلالام التي تحتاج الى علاقة التحويل دييز(#) بسلالام الدييزات، والسلالام التي تحتاج إلى علاقة التحويل بتحويل(♭) بسلالام البيمولات ، حيث ان سلالام الدييزات هي السلالام التي تحتوي على علامة التحويل(#)اما سلالام البيمولات فهي السلالام التي تحتوي على علامة التحويل(♭) وسوف نعتبر ان الحالات المخفية في هذا التطبيق هي (2) ، أي (N=2) والتي تمثل سلالام الدييزات وسلالام البيمولات .

تؤخذ المتتابعة من المشاهدات كما مبينة سابقا والتي حصلنا عليها بعد تقطيع وترميز التمثيل الموسيقي للنشيد الوطني المذكورة كلماته في الملحق والتي وضحنا خطواتها سابقا وبشكل تفصيلي. ان طول المتتابعة في هذا النشيد هي 230 أي ان T=230 وان عدد رموز المشاهدات الممكنة هي 19 أي (M=19).

تتضمن الخطوة التالية باختيار قيم ابتدائية للمعلمات ، حيث يتم عادة اختيار القيم الابتدائية بشكل عشوائي لقد اقترح الباحثان (Wong and Stamp) بان يتم

اختيار القيم البدائية لعناصر المتجه π هي تقريبا (1/N) ، وقيم عناصر المصفوفة A هي تقريبا (1/N) أما قيم عناصر المصفوفة B فهي تقريبا (1/M).وعليه فـان في هذا التطبيق تكـون $\pi_i \approx 1/2$ و $a_{ij} \approx 1/2$ و $b_j(k) \approx 1/19$ (**Wong 2006 and Stamp,**) . وتجدر الملاحظة بأن تكون عناصر كل مـن A, B, π غيـر سالبة ومجموع عناصر كل صف فيها يساوي واحد.

مما تقدم تكون المصفوفات الابتدائية التقديرية لكل مـن A,B, π بالنـسبة للنـشيد **ببلادي انباهى** هي :

$$\pi = \begin{bmatrix} \mathbf{0.521154} & \mathbf{0.478846} \end{bmatrix}$$

$$A = \begin{bmatrix} \mathbf{0.464877} & \mathbf{0.535123} \\ \mathbf{0.526537} & \mathbf{0.473463} \end{bmatrix}$$

اما بالنسبة للمصفوفة B فنضع عناصرها بحيـث تكـون قـيم الـصفوف تمثـل المشاهدات وقيم الأعمدة تمثل الحالات المخفية وذلك لتنسيق الجدول وبذلك تكـون المصفوفة الابتدائية للمصفوفة B ذات بعد (2*19) وكما مبين فـي الجـدول (4) ادناه :

الجدول (4) : القيم الابتدائية لعناصر المصفوفة (B) .

(C)	دو	0.053776	0.052113
(D)	ري	0.054562	0.050332
(E)	مي	0.054853	0.054742
(F)	فا	0.048884	0.047352
(G)	صول	0.054995	0.052804
(A)	لا	0.053686	0.054493
(B)	سي	0.053780	0.052530
(C#)	دو ديز	0.054958	0.053547
(D#)	ري ديز	0.054667	0.051368
(F#)	فا ديز	0.053759	0.054531
(G#)	صول ديز	0.052666	0.053427
(A#)	لا ديز	0.049699	0.048088
(D♭)	ري بيمول	0.054661	0.052442
(E♭)	مي بيمول	0.051777	0.051439
(G♭)	صول بيمول	0.054966	0.054135
(A♭)	لا بيمول	0.053999	0.053676
(B♭)	سي بيمول	0.052423	0.053578
(H)	الوقفة	0.045222	0.054999
(🗎)		0.046667	0.054404

ان الخطوة الأساسية هي حساب نموذج جديد أي حساب $\bar{\lambda}=(\bar{A},\bar{B},\bar{\pi})$، من النموذج القديم $\lambda=(A,B,\pi)$. وحسب خطوات خوارزمية Baum-Welch وذلك بعد إجراء خطوات التقييس لكل من (α) و (β) و (γ) و (ξ) أي إيجاد $(\hat{\alpha})$ و $(\hat{\beta})$ ،(γ) و (ξ) على التوالي. لقد تم اللجوء إلى عملية التقييس بسبب طول متتابعة المشاهدات فقد بلغ طول متتابعة المشاهدات في نشيد موطني 490 ، في حين بلغ طولها في نشيد ببلادي اتباهى 230 كما كان علينا حساب $\log P(O|\lambda)$ وهو الهدف لانجاز مسألة التقييم وكذلك حساب $\log P(O|\bar{\lambda})$ فاذا كانت تزايدية نستمر بعملية إعادة حساب مصفوفات جديدة ، أي إعادة تقدير نموذج جديد أخر . وعندما تبدأ القيمة $\log P(O|\bar{\lambda})$ بالتناقص ، عندها نتوقف ومن خلال هذه العملية نحصل على حل المسالة الثالثة والتي تنص على إعادة تقدير معلمات النموذج $\lambda=(A, B, \pi)$ لتعظيم $P(O|\lambda)$ ، كما يوضحها الشكل (6) .

فقد لوحظ بان قيمتي $\log P(O|\lambda)$ و $\log P(O|\bar{\lambda})$ هي ما يأتي :

$$\log P(O|\lambda) = -294.6838$$

$$\log P(O|\bar{\lambda}) = -189.9933$$

وقد استمرت عملية التكرار إلى ان بدأت القيمة بالتناقص عند التكرار (81) فقد كانت قيمة $\log P(O|\bar{\lambda})$ عند التكرار الاخير الذي هو (80) هي :

$$\log P(O/\bar{\lambda}) = -181.4521$$

أما توزيع الحالة الابتدائية فكانت قيمته عند اول تكرارين ما يأتي :

$$\bar{\pi} = [0.5285 \quad 0.4715]$$

$$\bar{\pi} = [0.5436 \quad 0.4564]$$

وكانت قيمته عند التكرار الأخير هي :

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

وان مصفوفة احتمالية الانتقال $(\bar{A})$ كانت قيمتها عند اول تكرارين ما يأتي :

$$\bar{A} = \begin{bmatrix} 0.4580 & 0.5420 \\ 0.5197 & 0.4803 \end{bmatrix}$$

$$\bar{A} = \begin{bmatrix} 0.4579 & 0.5421 \\ 0.5197 & 0.4803 \end{bmatrix}$$

وعنـ ـ ـ ـد التكـ ـ ـ ـرار الاخيـ ـ ـ ـر كانـ ـ ـ ـت قيمتهـ ـ ـ ـا هـ ـ ـ ـي :

$$\overline{A}=\begin{bmatrix}0.2916 & 0.7039\\ 1.0000 & 0.0000\end{bmatrix}$$

أما قيم المصفوفة $\overline{B}$ عنـد التكـرارات (1 ، 2 ، 80) فهي مبينة في الجداول (5) و(6) و (7):

الجدول (5) : قيم عناصر المصفوفة $\overline{B}$ عند التكرار (1)

(C)	**دو**	**0.1037**	**0.0973**
(D)	**ري**	**0.0000**	**0.0000**
(E)	**مي**	**0.1153**	**0.1119**
(F)	**فا**	**0.1126**	**0.1059**
(G)	**صول**	**0.2214**	**0.2068**
(A)	**لا**	**0.1675**	**0.1644**
(B)	**سي**	**0.0269**	**0.0255**
(C#)	**دو دييز**	**0.0000**	**0.0000**
(D#)	**ري دييز**	**0.0000**	**0.0000**
(F#)	**فا دييز**	**0.0000**	**0.0000**
(G#)	**صول دييز**	**0.0000**	**0.0000**
(A#)	**لا دييز**	**0.0000**	**0.0000**
(D♭)	**ري بيمول**	**0.0000**	**0.0000**
(E♭)	**مي بيمول**	**0.0000**	**0.0000**
(G♭)	**صول بيمول**	**0.0000**	**0.0000**
(A♭)	**لا بيمول**	**0.0000**	**0.0000**
(B♭)	**سي بيمول**	**0.0000**	**0.0000**
(H)	**الوقفة**	**0.0323**	**0.0375**
(🗎)		**0.2202**	**0.2507**

الجدول (6) : قيم عناصر المصفوفة $\overline{B}$ عند التكرار (2)

(C)	دو	0.1040	0.0970
(D)	ري	0.0000	0.0000
(E)	مي	0.1152	0.1120
(F)	فا	0.1126	0.1059
(G)	صول	0.2213	0.2070
(A)	لا	0.1679	0.1641
(B)	سي	0.0269	0.0255
(C#)	دو دييز	0.0000	0.0000
(D#)	ري دييز	0.0000	0.0000
(F#)	فا وييز	0.0000	0.0000
(G#)	صول دييز	0.0000	0.0000
(A#)	لا دييز	0.0000	0.0000
(D♭)	ري بيمول	0.0000	0.0000
(E♭)	مي بيمول	0.0000	0.0000
(G♭)	صول بيمول	0.0000	0.0000
(A♭)	لا بيمول	0.0000	0.0000
(B♭)	سي بيمول	0.0000	0.0000
(H)	الوقفة	0.0326	0.0372
(🗎)		0.2195	0.2514

الجدول (7) : قيم عناصر المصفوفة $\overline{B}$ عند التكرار (80)

(C)	دو	0.1349	0.0513
(D)	ري	0.0000	0.0000
(E)	مي	0.1287	0.0919
(F)	فا	0.1439	0.0596
(G)	صول	0.2838	0.1144
(A)	لا	0.2295	0.0752
(B)	سي	0.0326	0.0171
(C#)	دو دييز	0.0000	0.0000
(D#)	ري دييز	0.0000	0.0000
(F#)	فا دييز	0.0000	0.0000
(G#)	صول دييز	0.0000	0.0000
(A#)	لا دييز	0.0000	0.0000
(D♭)	ري بيمول	0.0000	0.0000
(E♭)	مي بيمول	0.0000	0.0000
(G♭)	صول بيمول	0.0000	0.0000
(A♭)	لا بيمول	0.0000	0.0000
(B♭)	سي بيمول	0.0000	0.0000
(H)	الوقفة	0.0466	0.0183
(🗎)		0.0000	0.5722

7 –المناقشة

ليس للسلم الموسيقي تكوين واحد عند كل الشعوب فكل أمـة سـلمها الخـاص يختلف عن غيره من السلالم وذلك بأختلاف اللغة واللهجة والاقليم والعادات .

لقد تم حصر هذه الدراسة على السلم **دو ماجور** أو **دو الكبيـر** ومـشتقاته ، حيث أن من هذا السلم يمكن تكوين مجموعة من الـسلالم (المقامـات) بأسـتخدام علامات التحويل الدييز(#) والبيمول (♭) .وذلك حسب قاعدة دائرتـي الخامـسات والرابعات اذا ان دائرة الخامسات تعني البدء بالعد مـن الـصوت الاول **دو** الـى الصوت الخامس **صول** والذي يبعد عنه ثلاث مسافات ونـصف المـسافة وان لـم تحصل هذه الابعاد طبيعيا فاننا نحصل عليها بواسطة علامة الرفع(#) امـا دائـرة الرابعات فتعني البدء بالعد من الصوت الاول **دو** الى الصوت الرابع **فا** فيكون البعد المقرر لهذه الدائرة هو مسافتين كاملتين ونصف المسافة وان لم تحصل هذه الابعاد طبيعيا فاننا نحصل عليها بواسطة علامة الخفض(♭)وسوف نوضح ذلك لاحقا. ففي النشيد ببلادي اتباهى أظهرت لنا النتائج بأنه استخدم فيه المقام **دو** وذلك لان جميع النوتات المنوطة بعلامة التحويل ايأ كانت دييز (#) أو بيمول (♭) قيمها صفر في كل من العمودين الاول والثاني من المصفوفة الأخيرة . إن سلم **دو** هو سلم طبيعي اساسي ومسافاته الطبيعية لاتحتاج إلى علامات التحويل (أي أنه لايحتوي على أية علامة من علامات التحويل) والذي يمكن تمثيله كما ياتي :

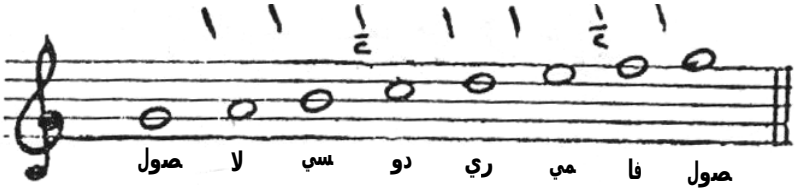
(1) (2)

دو	سي	لا	صول	فا	مي	ري	دو
$\frac{1}{2}$	1	1	1	$\frac{1}{2}$	1	1	1

ولفهمها بشكل اكثر وضوحاً علينا ملاحظة نتائج المصفوفة **B** في الجدول (7) . اذا ان العمود الاول يمثل سلالم البيمولات والعمود الثاني يمثل سلالم الدييزات. في هذا النشيد نلاحظ القيم في سلالم الدييزات والتي تمثـل **D#** , C# , F# , G# , A# جميعها اصفار وكذلك القيم الموجودة في العمود الاول والذي يمثل سلالم البيمولات

والتي هي D♭ ، E♭ ، G♭ ، A♭ ، B♭ جميعها اصفار.وبهذا يكون السلم خاليا من علامات التحويل ، وعليه فان المقام المستخدم في هذا النشيد هو السلم **دو** .

بالعودة الى تكوين السلالم فعندما نريد تكوين سلم كبير على نحو ما هو عليه مسافات السلم **دو – ماجور** النموذجي يجب علينا اولاً ان ناخذ صوتاً يكون مستقراً للسلم الذي نريد تكوينه.فعلى سبيل المثال اذا استعملنا قاعدة دائرة الخامسات فنعد من الصوت الاول **دو** إلى الخامس فنحصل على صوت **صول** ثم نرتب مسافاته بواسطة علامات التحويل. فإذا اهملنا استعمال علامات التحويل في تكويننا سلم **صول ماجور** الجديد تكون مسافاته غير مطابقة لمسافات السلم النموذجي بل تكون مسافتين ونصف المسافة – ثم مسافتين ونصف المسافة – ثم مسافة كاملة كما في المثال الاتي :



والذي يمكن تمثيله كالأتي:

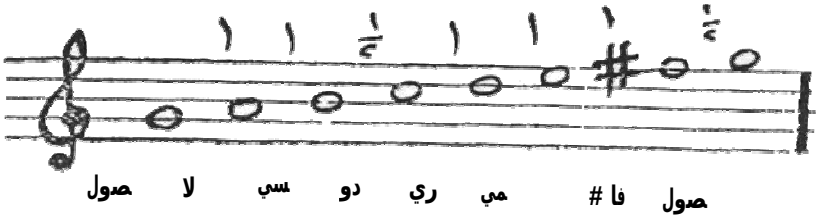
(1) (2)

صول فا مي ري دو سي لا صول

1 1/2 1 1 1 1/2 1

وهذا مخالف للوضع المقرر للمسافات سلالم الماجور .

اما اذا استعملنا علامات التحويل ووضعنا على المسافة النصفية التي بين المي والفا علامة الرفع دييز (#) لرفع هذه الفا نصف درجة فتصبح حينئذ بين المي والفا مسافة كاملة وبين الفا والصول نصف مسافة وبذلك تصبح المسافات صحيحة كما في المثال الاتي :



والذي يمكن تمثيله كالأتي:

	(2)				(1)			
صول	فا#	مي	ري	دو	سي	لا	صول	
1/2	1	1	1	1	1/2	1	1	

سلم - صول ما جور

أما ترتيب المسافات في دائرة الرابعات فهي مماثلـة لترتيبهـا فـي دائـرة الخامسات ، الا أنه يجب ان نبدأ بالعد في الرابعات من الصوت الاول **دو** إلى رابعه لكي نحصل على صوت **الفا** وهكذا ولمطابقة المسافات المطلوبة لمثـل سلالم الماجور،نستعين بعلامة الخفض بيمول. فعلى سبيل المثال لو كانت في المصفوفة **B** قيمة مقابل فا دييز(فا#) فقط نستنتج من ذلك بان المقام المستخدم هو سلم صول ماجور.

المصادر

1-" الأناشيد المدرسية المقررة " ، مديرية النشاط المدرسي بوزارة التربية ، 1978 .

2-الكاتب ،محمد طارق (1971)، "موازين الشعر العربي باستخدام الأرقام الثنائية" ، البصرة.

3- Aarnio, T.(1999), "Speech recognition with hidden Markov models in visual communication", M.Sc. Thesis, College Computer Sciences, Turku-University

4-Chen,Q. El-sawah, A., Joslin,C. and Georganas, Nicolas, D. (2005), "A dynamic gesture interface for virtual environments based on hidden Markov models", proceeding of IEEE International Workshop on Haptic Audio Visual Environments and their Applications Ottawa, Ontario, Canada.

5-Dunham, M.H. (2004), "Data Mining Introductory and Advanced Topics". PEARSON Education Inc.

6-Duran,S.(2001), "Keyword spotting using hidden markov models", M.Sc. Thesis, Bogazici University.

7-Florez-Larrahando,G.(2005), "Incremental learning of discrete hidden Markov models", Ph.D Dissertation, Mississippi State University, USA.

8-Hayashi,M.(2003), "Hidden Markov models to identify pilot instrument scanning and attention patterns", proceeding of IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics,2889-2896, Washington D.C.,Oct.5-8.

9-Pham,T.(2003), "Alignment-free sequence comparison with vector quantization and hidden Markov models", proceeding of IEEE of the Computational Systems Bioinformatics.

10-Rabiner,L.R.(1989), "A tutorial on hidden Markov models and selected application in speech recognition", Proceeding of IEEE, Vol.77, No.2, p.257-286.

11-Rabiner, L.R. and Juang, B.(1986), "An introduction to hidden Markov models", IEEE ASSP MAGAZINE.

12-Rosen,J.,Solazzo,M.,Hannaford,B. and Sinanan,M. (2000), "Objective evaluation of laparoscopic surgical skills using hidden Markov models", American College of Surgeons Annual Meeting, Washington.

12-Tanguay,Jr. D.O.(1995), "Hidden Markov models for gesture recognition ", M.SC. Thesis, Massachusetts Institute of Technology.

13-Wong, W. and Stamp, M. (2006), "Hunting for Metamorphic Engines". Journal in Computer Virology, Vol. 2, No. 3, pp. 211-229.

14-Zhou,W., Kovvali,N., Suppappola,A., Cochran,D., and Chattopadhyay,A. (2007) , " Hidden markov model based classification of structural damage",Proceeding of SPIE Vol 6523.

الملحق

نشيد ببلادي أتباهى

كلمات : عبد الرحمن البناء **الحان فليفل**

اخوان

ببلادي أتباهى

ليتني صرت فداها

بدمي أحمي حماها

من جميع النوب

أنا جندي أبي وطني عربي

أنا حصن لبلادي

لم تُزلزله الاعادي

فإذا نادى المنادي

قلتُ لبيك أبي

أنا جندي أبي وطني عربي