Support Vector Machine for Classifiy the diabetes patients in Al – Mawani general Hospital

Prof . Dr . Fawzeah Ghaleb Ahmed Abdul Sammed Habib
College of Administration and Economics
Department of statistics
University of Basrah

Abstract

The support vector machine (SVM) where used for classify diabetes patients of two classes, depending on some of the factors that affect in determing the two type of the disease, where a sample was takes by size (216) observations for the patients with diabetes from Al-mawani general hospital in basrah, by using the statistical program R language , the results showed that the method of the support vector machine gives high accuracy in the classification depending on the correct classifierrate about 96% .

استخدام آلة المتجه الداعم في تصنيف مرضى السكري في مستشفى الموانئ العام في البصرة *

أ.د فوزية غالب عمر الباحث أحمد عبد الصمد حبيب
جامعة البصرة / كلية الإدارة والاقتصاد / قسم الإحصاء

الملخص:

لقد جرى في هذا البحث استعمال آلة المتجه الداعم(Support Vector Machine (SVM لغرض تصنيف مرضى السكري بنوعيه الأول و الثاني وبالاعتماد على بعض العوامل المساعدة أو المؤثرة في تحديد نوعي المرض , إذ جرى أخذ عينة عشوائية حجمها (٢١٦) مشاهدة لمرضى داء السكري من مستشفى الموانئ العام في البصرة , وبالاستعانة بالبرنامج الإحصائي (R language) , وقد بينت النتائج أن طريقة آلة المتجه الداعم تعطي نسب دقة عالية في التصنيف واعتمادا على نسبة التعرف الصحيح , إذ بلغت الدقة حوالي 96%.

المصطلحات الرئيسية للبحث / آلة المتجه الداعم , داء السكري ,

* البحث مستل من رسالة ماجستير بعنوان مقارنة بين أُنموذجي آلة المتجه الداعم والانحدار اللوجستي في تصنيف البيانات مع تطبيق عملي على مرضى داء السكري في مستشفى الموانئ في البصرة.

المقدمة

يعد التصنيف باستخدام آلة المتجه الداعم Support Vector Machine (SVM)من الطرق الحديثة المستخدمة في مجال التصنيف أو التميز وقد جرى استخدام هذه التقنية الحديثة لغرض تصنيف مرضى السكري اعتمادا على عينة عشوائية اعتمدت من مستشفى الموانئ العام في البصرة وكان تصنيف باعتماد العوامل المؤثرة في تحديد نوعي داء السكري النوع الأول والنوع الثاني مثل العمر والجنس والوزن واستجابة المريض لنوع العلاج , على أنه لو أريد تصنيف هؤلاء المرضى بالاعتماد على الفحوصات الطبية لكانت أعقد من ناحية الإجراءات الطبية وأطول مدة وأكثر كلفة .

مشكلة البحث :

إن مشكلة البحث تكمن في صعوبة التميز أحياناً بين مرضى داء السكري من النوع الأول والثاني من ناحية الإجراءات الطبية وكذلك بين من هم في الأعمار الكبيرة فقد يكون الشخص مصاباً بالنوع الأول وهو في سن ما فوق الأربعين الذي هو في الغالب أو العادة ما يصاب به المرضى من النوع الثاني .

هدف البحث :

هدف البحث هو تصنيف مرضى داء السكري باستخدام طريقة آلة المتجه الداعم Support Vector Machine (SVM)وبيان دقتها.

أهمية البحث:

تكمن أهمية البحث في استعمال طرق جديدة في مجال التصنيف الثنائي(Binary Classification) تواكب التطور الحاصل في مجالات المعرفة والعلوم وبعيداً عن الطرق التقليدية مثل الدالة التمييزية الخطية والتحليل العنقودي (Cluster Analysis)لذا استخدم تقنية آلة المتجه الداعم (SVM) لكفايتها ودقتها وحداثتها لأنها أكثر دقة من الطرق الأُخرى في هذا المجال .

منهجية البحث :

اعتمد البحث في تحقيق هدفه على المنهجية الآتية:

١- التعريف بشكل ميسر بمرض داء السكري وأنواعه وأسبابه ومضاعفاته .

٢- توضيح مفهوم آلة المتجه الداعم Support Vector Machine (SVM)

٣- الاعتماد على طريقة آلة المتجه الداعم "SVM"في التصنيف الثنائي للوصول الى النتائج وباستعمال البرنامج الإحصائي (R Language) .

٢- : مفاهيم عامة عن داء السكري

يعد داء السكري من الأمراض الخطيرة التي في حالة تفاقم المرض وعدم اهتمام المريض المصاب بداء السكري وإهماله لأخذ الدواء أو تنظيم طعامه وعدم اتباعه لإرشادات الطبيب بدقة ممكن أن يؤدي إلى حدوث مضاعفات خطيرة مثل إلحاق الضرر بالقلب والأوعية الدموية والعينين والكلى والأعصاب . وربما يؤدي إلى بتر الأعضاء[11], وتشير اخر الاحصاءات لوزارة الصحة العراقية في عام2013 الى إصابة حوالي 10.2% من الشعب العراقي بداء السكري أي ما يعادل حوالي 3.5 مليون شخص . ويحتل العراق المرتبة التاسعة عربياً والثلاثين عالمياً[7]

٢-١ :- أسباب داء السكري

لداء السكري أسباب وعوامل عدة منها :

١- نتيجة لتراكم السكر في الدم بسبب عجز الجسم عن هضم السكر وتحويله الى الطاقة نتيجة لقلة إفراز مادة الأنسولين من البنكرياس .

٢- عامل الوراثة فعندما يكون أحد أفراد الأسرة مصاباً بالسكري سيؤدي انتقاله بالجينات الوراثية إلى أحد أبنائه.

٣- ومن الأسباب الأخرى السمنة التي تتعلق أيضاً بالوراثة فمرض السكري والسمنة تربطهما علاقة مغلقة ويعاني حوالي 55% من المرضى المصابين بالنوع الثاني من السمنة.[8]

٤- التقدم في العمر .

٥- عوامل أخرى .

٢-٢:- أنواع مرض السكري

أ- داء السكري من النوع الأول

ويسمى داء السكري المعتمد على الأنسولين أو داء السكري الذي يبدأ في مرحلة الطفولة أو الشباب ما قبل سن الأربعين ويتسم بنقص إنتاج الأنسولين , أو لا يستطيع الجسم من إنتاج الأنسولين إطلاقاً بسبب خسارة خلايا بيتا المنتجة للأنسولين في خلايا لانكرهانس بالبنكرياس مما يؤدي إلى نقص الأنسولين[11] .والسبب الرئيسي لهذه الخسارة هو مناعة ذاتية تتميز بهجوم الخلايا المناعية على خلايا بيتا ويمثل حوالي 10% فقط من جميع الحالات ويقتضي تعاطي الأنسولين يومياً[8].

ب - داء السكري من النوع الثاني:- و يسمى داء السكري غير المعتمد على الأنسولين أو الذي يظهر في مرحلة الكهولة وذلك بسبب عدم فعالية استخدام الجسم للأنسولين , (أي السكري غير المعتمد على الأنسولين) وتحدث في معظمها نتيجة لفرط الوزن والخمول البدني[11], إذ يعاني حوالي 55% من مرضى النوع الثاني من السمنة.[8]

ويتميز عن الأول من حيث وجود مقاومة مضادة لمفعول الأنسولين فضلاً عن قلة إنتاج الأنسولين, وهذا النوع لم يكن يحدث إلا في البالغين حتى وقت قريب لكنه يحدث الآن في صفوف الأطفال أيضاً[8] .

وهناك حالات أُخرى من داء السكري مثل داء السكري الحملي الذي يحدث أثناء مدة الحمل عادة يزول بعد الولادة وقد تحدث مضاعفات تؤدي الى الإصابة بالنوع الثاني من داء السكري , وهناك أيضاً مرض السكري الناتج عن اختلال الكلوكوز أثناء الصيام .

٢-٣ :- أعراض مرض السكري

تشتمل أعراض كلا نوعي مرض السكري على ما يلي :

زيادة العطش, وشرب الكثير من السوائل وكثرة التبول والشعور بالتعب من دون سبب واضح نقص الوزن , وبطء شفاء الجروح , تشوش الرؤية .

ويلاحظ عند مرضى النوع الأول قد تظهر الأعراض عادة خلال أسابيع قليلة , , أما في النوع الثاني فيمكن للأعراض أن تظهر ببطء كبير , خلال أشهر , وقد تكون أعراض هذا النمط مماثلة لأعراض النوع الأول ولكنها قد تكون أقل وضوحاً في كثير من الأحيان ، ولذا فقد يشخص الداء بعد مرور عدة أعوام على بدء الأعراض أي بعد حدوث المضاعفات[11] .

٢-٤ :- المضاعفات

هناك نوعان من المضاعفات الناجمة عن الإصابة بداء السكري هما :

أ- المضاعفات القصيرة الأجل

تؤدي الى حصول اختلاجات (convulsions)وهي حالة من تبدل الوعي ناجمة عن إطلاق الدماغ شحنات كهربائية والى غيبوبة [9](Coma) .

وأهم تلك المضاعفات

1- هايبوغليسيميا(Hypoglycaemia) (انخفاض مستويات الجلوكوز في الدم)

2- هايبرغليسيميا Hyperglycaemia) ارتفاع مستويات الجلوكوز) [12] .

ب- المضاعفات المزمنة

١- إلحاق الضرر بالقلب والأوعية الدموية والعينين والكلى والأعصاب .

٢- زيادة احتمالات الإصابة بقرح القدم والعدوى وإلى ضرورة بتر الأطراف في نهاية المطاف

3- يعد داء السكري من الأسباب الرئيسة للفشل الكلوي.وقد يؤدي إلى مشاكل في اللثة وتسوس الأسنان , وأيضاً تؤدي إصابة كبار السن بالنوع الثاني من السكري الى الوفاة[11] .

وهنالك مضاعفات قد تحدث للأُم بسبب السكر الحملي :

1-مقدمات الارتعاج (pre-eclampsia) وهو ارتفاع ضغط الدم بعد 20 أُسبوع من الحمل .

3-قد تتضاعف مضاعفات مقدمات السكري الى الإصابة بالنوع الثاني من داء السكري في سن متقدم[10] .

4- قد تحدث مضاعفات للمولود بسبب السكري الحملي مثل فرط النمو , ونقص السكر في الدم , واليرقان , والموت[9] .

٣- مفهوم التصنيف الثنائي للبيانات (Binary classification)

ويقصد بالبيانات الثنائية الحالة التي يكون فيها متغير الاستجابة(Y_i) (المتغير التابع) ثنائي الاستجابة فيعطى واحدا مثلاً لوقوع الحدث وصفرا لعدم وقوع الحدث , ومن الأمثلة على ذلك دراسة عينة من مجتمع ما (x_i)لغرض معرفة الأفراد المدخنين وغير المدخنين , لذا فإنه (Y_i) سوف يأخذ (1) إذا كان الفرد يدخن و(0) إذا كان الفرد لا يدخن , أو أخذ رأي شريحة معينة من السكان حول رأي ما فإذا كان جواب الشخص مع ذلك الرأي أو ضده فإن المتغير (Y_i) سوف يكون (1) إذا كان جواب الفرد مع وإذا كان جوابه ضد أو ليس مع سوف يأخذ (0) وغيرها من الدراسات التي تهتم بتحليل الظواهر المختلفة .

وهناك العديد من الأساليب والطرق الإحصائية التي تعالج هذه الظواهر مثل الدالة التمييزية وأُنموذج الانحدار اللوجستي غير إننا سنهتم بالتركيز على أُسلوب آلة المتجه الداعم , لأنها من الأساليب الحديثة والمتطورة والكفء.

٣-١ : آلة المتجه الداعم Support Vector Machine

وينقسم أُسلوب أو تقنية آلة المتجه الداعم إلى قسمين الأول آلة المتجه الداعم للتصنيف (support vector machine for classification) وهو موضوع هذا البحث , والقسم الثاني هو آلة المتجه الداعم للانحدار(Support Vector Machine For Regression)

٣-١-١:آلة المتجه الداعم للتصنيف(support vector machine for classification)

وهي إحدى أساليب تعلم الآلة (machine learning) قدمها في العام (1992) الباحث (Vapnik) وهي عبارة عن خوارزمية تعلم عن طريق مشرف أو موجه (supervised) , وتستند في عملها إلى نظرية التعلم الإحصائية (Statistical Learning Theory)[4] .

لقد كان ابتكار تقنية آلة المتجه الداعم في الأصل لحل مسائل تمييز الأنماط (Pattern Recognition) عن طريق تحديد المستوى الفاصل للبيانات , إذ إن الهدف الأساس من هذه التقنية هو إيجاد أفضل مستوى فاصل للبيانات المراد فصلها وتصنيفها إلى صنفين[5] .

ويمكن استخدامها في مسائل التصنيف الخطية وغير الخطية إذ يمكنها التصنيف بالاعتماد على مصنف خطي (Linear Classifier) ومصنف غير خطي (Nonlinear Classifier)[2]. , علماً أن

المصنف غير الخطي أتى من بعض مسائل التصنيف التي لا يكون لديها مستوى فاصل واضح لكي يستخدم معياراً فاصلاً للفصل إذ يكون إيجاده عبر استخدام مفهوم النواة(Kernel)

إذا فرضنا أنه كان لدينا L من النقاط بحيث أن كل قيمة x_i مدخلة لها D(dimensionality) إذ إن قيم y_i تساوي أما أكبر أو تساوي 1+ أو أصغر أو تساوي1- فتكون البيانات المدربة (training data) بالشكل الآتي:

$$\{x_i y_i\} \text{ where } i=1,.....L\ ,\ y_i \in \{-1,+1\}, x \in R^D$$

وعلى افتراض أن البيانات مفصولة خطيا فبالإمكان رسم خط لـ x_1ضد x_2 يقوم بفصل البيانات إلى صنفين أو مجموعتين إذا كانت D=5 ويمكن التعبير عن المستوى الفاصل (Hyperplane) حسب الصيغة الآتية:

$$w' X_i + b = 0 \text{.....(1)}$$

إذ:

X_i: مصفوفة المتغيرات التوضيحية ذات ابعاد n*d

W : متجه الاوزان ويكون تطبيعها (normalization) للمستوى الفاصل (Hyperplane)

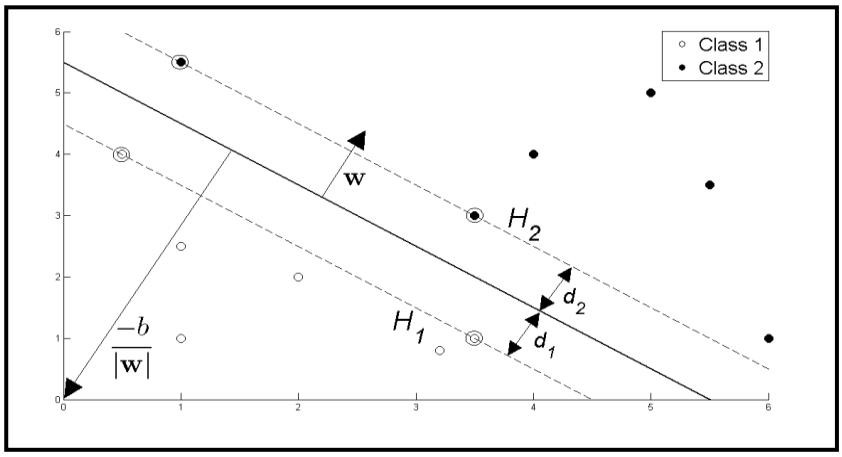
b: يمثل حد التحيز (bias) , او حد القطع

$\frac{b}{\|w\|}$ تمثل المسافة العمودية من المستوى الفاصل (Hyperplane) الى نقطة الاصل .

وتكون النقاط الأقرب إلى المستوى الفاصل (Hyperplane) عبارة عن المتجهات الداعمة (support vectors) وتكون قيمتها أما 1+ للمجموعة الأولى و 1- للمجموعة الثانية ويمكن ملاحظتها من خلال الرسم الآتي حيث هي النقاط الواقعة على المستويين الثانويين (H_1,H_2) اذ ان الهدف من الة المتجهات الداعمة(SVM) support vector machines هو جعل المستوى الفاصل (Hyperplane) أبعد ما يمكن عن نقاط الصنفين .

شكل (1)

البيانات المفصولة خطياً بواسطة مصنف خطي



المصدر: Tristan Fletcher[9]

لذا يكون تصنيف بيانات التدريب الى إحدى الحالتين الآتيتين[9]:

$X_i.w+b \geq +1$ for $y_i=+1$ .....(1.1)

$X_i.w+b \leq -1$ for $y_i=-1$.....(2.1)

اذ المعادلة (1.1) تمثل المجموعة الأولى و المعادلة (2.1) تمثل المجموعة الثانية , وحيث أن الغاية الأساسية من دالة الهدف أو المستوى الفاصل هي إيجاد قيم المتغيرين w,b لذا يكون تصغير الأوزان بحسب مسألة الأمثلية الأولية الآتية:

$$Min \frac{1}{2} \| w \|^2 \quad s.t \quad y_i(x_i.w+b)-1 \geq 0 \forall i \text{.....(2)}$$

٣-١-٢ : دالة النواة Kernel function[9]

ويكون تطبيقها في حالة البيانات غير الخطية (وقد جرى استخدامه هذه الحالة في هذه الدراسة) نستخدم دالة النواة , ويرمز لها بالرمز $K(x_i,x_j)$وتعرف بالنواة الخطية (linear Kernel) وهي عبارة عن مجموعة دوال النواة تكون متألفة من متغيرات , لأنها تكون معتمدة على حساب المضروبات الداخلية (dot product) من متجهين اثنين , وذلك يعني أن الدوال يمكن إعادة صياغتها إلى فضاء عالي الأبعاد عن طريق مخطط دالة الخواص (feature mapping function) التي تكون غير خطية

$$x \longrightarrow \text{ø} (x) \text{.....(3)}$$

والمقصود بدالة الخواص في حالة هذا البحث هي خوص المريض مثلاً الطول الوزن العمر ....الخ

ø (x) : دالة تحويل مدخلات البيانات الى فضاء خواص جديد ذات ابعاد اعلى

ودالة الهدف في هذه الحالة تكون

$y=f(x)=w' * ø(x)+b$.....(4)

٣-١-٣ : أهم أنواع دالة النواة[9] :

١- دالة الاشعاع Radial Basis Kernel وتعرف ايضا باسم دالة Gaussian Function أو دالة النواة غير الخطية وتكون بالشكل الآتي:

$$K(x_i, x_j)= e^{-\left(\frac{\|x_i-x_j\|^2}{2\sigma^2}\right)}$$

٢- دالة النواة المتعدد ة الحد ود :

$$K(x_i , x_j) = (x_i , x_j + a)^b$$

3- دالة سيغمويد

$$K(x_i , x_j) = \tanh (ax_i . x_j - b)$$

ولكي نقوم بتحقيق قيود المسألة أو الدالة (٢) نحتاج الى استعمال مضاعف لاكرانج[6]

$L_p(w,b,\alpha)=\frac{1}{2}\| w \|^2 - \alpha i\ [y_i(ø(x_i)*w+b)-1 \forall i\ ]$.....(5)

$L_p(w,b,\alpha)=\frac{1}{2}\| w \|^2 -\sum_{i=1}^{L} \alpha_i y_i(ø(x_i)*w+b)+\sum_{i=1}^{L} \alpha_i$ .....(6)

ولما كانت الغاية هي ايجاد قيم w,b في حالة تقليل الدالة في الصيغة الاولية وقيم α في حالة تعظيم الدالة في الصيغة الثنائية لذلك سوف يكون أولاً اشتقاق الصيغة(6) بالنسبة لـ w و بالنسبة لـ b

$$\frac{\partial Lp}{\partial w} = 0 \longrightarrow w = \sum_{i=1}^{L} \alpha_i y_i ø(x_i) \quad .....(7)$$

$$\sum_{i=1}^{L} \alpha_i y \quad .....(8)$$

$$\longrightarrow \qquad \frac{\partial Lp}{\partial b} = 0$$

وبتعويض المعادلتين (7) و (8) في (6) والتي تعتمد على α_i سوف يكون تعظيم المسألة بعد تحويلها الى الصيغة الثنائية المقابلة للصيغة الاولية

$L_d(w,b,\alpha)=\sum_{i=1}^{L} \alpha_i-\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{L}\sum_{j=1}^{L} \alpha\ \alpha_i\alpha_j y_i y_j\ K(x_i,x_j)$.....(9)

$s.t \alpha_i \geq 0 \forall i\ , \sum_{i=1}^{L}\sum_{j=1}^{L} \alpha\ \alpha_i y_i = 0$

$L_d(w,b,\alpha)=\sum_{i=1}^{L} \alpha_i-\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{L}\sum_{j=1}^{L} \alpha\ \alpha_i H_{ij}\ \alpha_j$ where $H_{ij}=y_i y_j K(x_i,x_j)$.....(10)

$L_d(w,b,\alpha)=\sum_{i=1}^{L} \alpha_i-\frac{1}{2}\sum_{i=1}^{L}\sum_{j=1}^{L} \alpha\ \alpha' H_{ij}\alpha$ .....(11)

s.t

$\alpha i \geq 0 \forall i, \sum_{i=1}^{L} \alpha_i y_i = 0$

وتعد هذه الصيغة الجديدة L_dاهي الصيغة الثنائية للصيغة الأولية L_P .

وبعد الانتقال من حالة تقليل دالة الهدف في الصيغة الاولية الى حالة تعظيم دالة الهدف في الصيغة الثنائية فإننا سوف نقوم بإيجاد

$$\text{Max}[\sum_{i=1}^{L} \alpha i - \frac{1}{2} \alpha' H \alpha] \text{ s.t } \alpha i \geq 0 \forall i \text{ and } \sum_{i=1}^{L} \alpha_i y_i = 0 \quad \ldots\ldots(12)$$

وبوصولنا إلى الصيغة الثنائية وبالاعتماد على طريقة مضاعف للاكرانج من أجل تحققها لشروط كرش كان توكر (Karush-Kuhn-Tucker) تعد المسألة قد وصلت إلى حالة التحدب (convex quadratic optimization problem) او الحالة التي يمكن حلها للاقتراب نحو الحل الأمثل.[2]

وباستخدام البرمجة التربيعية (Quaratic programming) سوف نحصل على قيم α_i , ونعوضها في الصيغة (7) نحصل على قيم w_i .

أي نقطة سوف تحقق المعادلة (8) والتي كانت $y_i=0\sum_{i=1}^{L} \alpha$ اسوف تكون متجهاً داعماً(support vector)وسنرمز لها x_sوتكون معادلتها بالشكل الآتي:

$y_s (ø(x_s)*w+b)=1$

وبضرب طرفي المعادلة في y_s

$y_s^2 (ø(x_s)*w+b)=y_s$

$b=y_s-ø(x_s)*w$

حيث ان $y_s^2=1$ لأن y_s تمثل فقط المتجه الداعم والذي قيمته أما 1+ أو 1- وف حالة التربيع يساوي ١=

وبقسمتها على المجموع الكلي للمتجهات الداعمة

$$b=\frac{1}{Ns}\sum_{s\in S}(y_s-ø(x_s)*w) \quad \ldots\ldots(13)$$

ومن خلال الصيغة التالية يمكننا ان نصنف اي نقطة جديدة يراد اختبارها لأي مجموعة تصنف

$y= (w' ø(x)+b) \quad \ldots\ldots(14)$

٤- الجانب التطبيقي

يستهدف هذا الفصل تقديم إسهام ما في هذه الدراسة , وغايته الرئيسة محاولة تصنيف البيانات من خلال آلة المتجه الداعم "SVM" والكيفية التي يكون الاستدلال بالفعل في العلم الرياضي أو العلم التجريبي , وبغض النظر عن الخصوصيات التي يقدمها هذا العلم من حيث

الهدف والمنهج إذ كان جمع البيانات من مستشفى الموانئ العام في البصرة في مركز الغدد الصم من طبلات المرضى الموجودة في أرشيف المركز المذكور وكان اختيار عينة عشوائية حجمها(216) مريضاً توزعوا على النوعين وكان عدد المرضى من النوع الأول حوالي (36) والنوع الثاني حوالي (180).

4-1تعريف متغيرات النموذج :

هدف هذه العملية هو توصيف المتغيرات من خلال مجموعة بيانات العينة وتحويلها الى أرقام وحروف لغرض إدخالها الى الحاسوب لسهولة التعامل معها , ومن أهم العوامل المساعدة أو المؤثرة في تحديد النوع الذي ينتمي اليه المصاب بالسكري هي كالآتي :

X_1: يمثل متغير العمر

X_2: يمثل متغير الجنس وهو متغير اسمي للذكر = 1, وللأُنثى = 0

X_3: يمثل متغير الوزن بالكيلو غرام

X_4: يمثل متغير الطول بالسنتمر

X_5: متغير مدى استجابة المريض لنوع العلاج وهو متغير اسمي فإذا كان المريض يستجيب للأنسولين = 1 , للحبوب = 2 , اذا كان يستجيب للحبوب والأنسولين = 3 .

Y: يمثل متغير الاستجابة وهو متغير اسمي فإذا كان $Y \geq +1$ فإن المريض مصاب بالنوع الأول, وإذا كان $Y \leq -1$ فإن المريض مصاب بالنوع الثاني.

وبالاستعانة بالبرنامج الإحصائي الجاهز لغة R جرى تطبيق أُسلوب آلة المتجه الداعم Support Vector Machine (SVM)إذ كان استخدام دالة الكرنل المعروفة بدالة القاعدة الإشعاعية Radial Basis Kernelأو دالة كاوسيان Gussian Function, واختيار مقدار خطأ e=0.1, وقيمة معيار الموازنة بين مقدار الجزاء للمتغير الراكد وحجم الهامش c=1, وكانت نتيجة التصنيف كما في الجدول الآتية:

جدول (1)

جدول التصنيف الصحيح والخاطئ لآلة المتجه الداعم"SVM"

YhatFac	Type 1	Type 2	Sum
Type 1	31	3	34

Type 2	5	177	182
Sum	36	180	216

الجدول من إعداد الباحث باستخدام البرنامج الإحصائي (R language)

يظهر من الجدول أعلاه المستخلص للتصنيف المبني على أساس أُسلوب آلة المتجه الداعم Support Vector Machine (SVM) للمرضى الـ (216) المصابين بداء السكري من النوع الأول والنوع الثاني , إذ نلاحظ من خلاله بأنه جرى تصنيف مجموعة المصابين بداء السكري من النوع الأول والبالغ عددهم الفعلي (36) كالآتي:

كان تصنيف(31) مريض من مجموع الـ (36) وفق آلة المتجه الداعم (svm) على النوع الأول أي أن نسبة التمييز الصحيح كانت % 86 أما الخمسة المتبقين لإكمال الـ (36) المصابين فعلاً بداء السكري من النوع الأول فقد صنفوا للنوع الثاني .

أما بالنسبة للمجموعة الثانية وهي مجموعة المصابين بالنوع الثاني من داء السكري فالعدد الفعلي لهؤلاء هو (180) , وقد كان تصنيف (177) منهم بشكل صحيح على وفق تقنية آلة المتجه الداعم (SVM) , أما الـ (3) المتبقين فقد كان تصنيفهم الى النوع الأول على وفق تقنية آلة المتجه الداعم (SVM) أي أن نسبة التصنيف الصحيح للمجموعة الثانية وهي مجموعة المصابين بالنوع الثاني من داء السكري كانت % 98 . , أما نسبة التصنيف الكلية لكلا النوعين على وفق أُسلوب أو تقنية آلة المتجه الداعم (SVM) فكانت 96%.

١-حساب نسب التصنيف الصحيح :

نسبة التصنيف الصحيح للنوع الأول من داء السكري % 86 = 100* **خطأ!**

نسبة التصنيف الصحيح للنوع الثاني من داء السكري % 98 = 100 * **خطأ!**

نسبة التصنيف الصحيحة الكلية % 96 = 100 * **خطأ!**

٢- المتجهات الداعمة Support Vectors

٢-١ : المتجهات الداعمة في النوع الأول :

يكون إيجاد قيم المتغيرات التي تمثل المتجهات الداعمة(support vectors) أو تحديدها عن طريق مخرجات دالة الهدف Y= w*x+b . وكما في الجدول أدناه :

جدول (2)

مشاهدات النوع الأول التي مثلت المتجهات الداعمة باستخدام آلة المتجه الداعم "SVM"

المتجهات الداعمة للنوع الاول

المشاهدة	x_1	x_2	x_3	x_4	x_5
1	2.3842217	1.2506612	2.2420756731	0.71988355	1.60443221
3	-0.69255	0.795875	-0.58522	3.110039	-1.60443
6	0.838002	0.795875	-0.29284	3.301535	0.014995
7	-1.65922	0.795875	-1.58421	-0.43264	-1.60443
11	-2.22311	0.795875	-1.51111	-0.91138	0.014995
15	-1.98144	0.795875	-1.46238	-0.81563	-1.60443
23	-1.25644	0.795875	-1.31619	-0.81563	1.634422
24	-1.41755	-1.25066	-0.68268	0.716337	1.634422
44	-0.77311	-1.25066	-0.24411	1.09933	-1.60443
62	-1.17589	0.795875	-0.73142	-0.52839	1.634422
66	-1.337	0.795875	-0.92634	-1.10288	1.634422
77	-1.73978	0.795875	-0.29284	0.141849	1.634422
78	-1.09533	0.795875	-0.14664	0.429093	-1.60443
83	-0.612	-1.25066	0.291935	1.290826	-1.60443
113	-0.69255	0.795875	-0.00045	0.141849	-1.60443
122	-0.69255	-1.25066	0.194473	0.333345	-1.60443
124	-1.57867	-1.25066	0.974168	1.769566	0.014995
128	-1.65922	0.795875	0.243204	0.333345	0.014995
130	-0.612	0.795875	-0.00045	-0.1454	-1.60443
149	-1.57867	-1.25066	0.730513	0.907833	1.634422
178	-0.77311	0.795875	0.535589	-0.1454	-1.60443
183	-1.25644	-1.25066	0.438127	-0.43264	-1.60443
186	-1.49811	0.795875	0.681782	-0.24114	0.014995
198	-1.41755	0.795875	0.974168	-0.33689	1.634422
200	-1.57867	0.795875	1.802595	0.716337	-1.60443
202	-1.90089	0.795875	1.266554	-0.33689	0.014995
213	-0.612	-1.25066	3.410716	0.812085	0.014995

الجدول من إعداد الباحث باستخدام برنامج (R language)

ونلاحظ من الجدول السابق أن عدد المتجهات الداعمة للنوع الأول هي (27) متجه داعم , ويظهر العمود الأول من الجدول المشاهدات التي تمثل المتجهات الداعمة Support Vectors عند استخدام تقنية Support Vector Machine (SVM) والتي تبدأ من المشاهدة (1,3,6,.....,213) أما الأعمدة من الثاني الى الخامس فتمثل قيم متغيرات تلك المشاهدات مثلاً قيمة (7) في العمود الأول تمثل المشاهدة السابعة التي كانت قيمتها في العمود الثاني والذي يمثل متغير الجنس x_2 تساوي (-1.65922) وفي العمود الثالث الذي يمثل متغير الوزن x_3 تساوي (0.795875) وهكذا بالنسبة لبقية المتغيرات .

وتفسير هذه الأرقام السابقة هو أن برنامج R وعند إجراء عملية أو تقنية آلة المتجه الداعم يقوم بشكل أوتوماتيكي بتحويل القيم الأصلية الى قيم معيارية أو بالصيغة القياسية (standerize) أي تطرح كل قيمة من متوسطها وتقسمها على الانحراف المعياري لها .

٢-٢ : المتجهات الداعمة في النوع الثاني :

أما المتجهات الداعمة في النوع الثاني فقد جرى تحديد مشاهداتها في الجدول أدناه :

جدول (3)

مشاهدات النوع الثاني التي مثلت المتجهات الداعمة باستخدام آلة المتجه الداعم "SVM"

المتجهات الداعمة للنوع الثاني					
4	0.51578	-1.25066	-2.14461	-1.96461	0.014995
8	-1.65922	0.795875	-1.68167	-1.19862	-1.60443
22	-0.20922	0.795875	-1.31619	-0.81563	-1.60443
25	-0.28978	0.795875	-1.16999	-0.62414	1.634422
32	-0.69255	0.795875	-1.12126	-0.71988	0.014995
34	-0.77311	-1.25066	-0.48776	0.812085	-1.60443
50	-0.28978	-1.25066	0.535589	2.631298	0.014995
53	2.529669	0.795875	-0.92634	-0.71988	1.634422
56	-0.37033	-1.25066	0.633051	2.631298	0.014995
67	-0.77311	0.795875	-0.68268	-0.52839	0.014995
71	-0.85367	-1.25066	-0.14664	0.620589	0.014995
73	0.113002	0.795875	0.438127	1.769566	0.014995
75	-0.69255	0.795875	-1.07253	-1.58162	0.014995
76	1.079669	-1.25066	0.097011	1.003581	-1.60443

المتجهات الداعمة للنوع الثاني					
79	-0.77311	-1.25066	-0.09791	0.524841	1.634422
81	-1.09533	-1.25066	0.04828	0.812085	1.634422
93	-0.12867	0.795875	-0.19538	0.141849	-1.60443
98	-0.69255	0.795875	-0.3903	-0.33689	1.634422
104	0.113002	-1.25066	-0.07355	0.141849	-1.60443

105	-0.69255	0.795875	-0.3903	-0.52839	1.634422
117	-0.28978	0.795875	-0.14664	-0.24114	-1.60443
140	-0.612	0.795875	0.097011	-0.1454	1.634422
147	1.804669	-1.25066	0.779244	1.003581	1.634422
148	-0.85367	-1.25066	-0.00045	-0.43264	0.014995
153	-0.28978	0.795875	0.486858	0.333345	-1.60443
171	-0.69255	0.795875	0.291935	-0.33689	1.634422
176	-0.85367	-1.25066	1.07163	0.812085	0.014995
188	-0.12867	0.795875	0.340666	-0.91138	-1.60443
189	0.113002	0.795875	0.827975	-0.1454	-1.60443
201	-0.69255	0.795875	1.705133	0.524841	0.014995
204	-0.53144	-1.25066	2.631021	1.195078	0.014995
205	-1.49811	0.795875	1.656402	-0.1454	0.014995
209	1.321335	-1.25066	0.535589	-2.06036	1.634422
212	-0.69255	0.795875	2.436097	0.141849	0.014995
214	1.482447	0.795875	0.827975	-2.92209	0.014995
215	1.724113	0.795875	3.410716	-0.04965	0.014995
216	-0.7731099	-1.2506612	6.3345744363	1.29082567	1.63442159

الجدول من إعداد الباحث باستخدام برنامج (R language)

يظهر الجدول أعلاه أن عدد المتجهات الداعمة للنوع الثاني هي (37)متجهاً داعمًا, ويظهر العمود الأول من الجدول (3) المشاهدات التي تمثل المتجهات الداعمة Support Vectors عند استخدام تقنية Support Vector Machine (SVM) والتي تبدأ من المشاهدة (4,8,22,.....,216) أما الأعمدة من الثاني الى الخامس فتمثل قيم متغيرات تلك المشاهدات . وبذلك يكون مجموع المتجهات الداعمة (64) لكلا النوعين .

٣- تصنيف المشاهدات

٣-١ : تصنيف مشاهدات النوع الأول

يكون تصنيف المشاهدات بناءً على دالة القرار أو دالة الهدف y=w*x+b إذ أن مخرجات هذه الدالة تصنف المريض إلى أي نوع ينتمي إليه إذ أما تصنفه إلى النوع الأول أو النوع الثاني وكما في الجدول الآتي :

جدول (4)

مشاهدات النوع الأول التي تم تصنيفها بشكل خاطئ

Value	Observations

24	-0.09993102
124	-0.10651061
130	-0.05132823
149	-0.11268338
213	-0.49762038

الجدول من إعداد الباحث باستخدام برنامج (R language)

ويظهر الجدول أعلاه مشاهدات النوع الأول التي كان تصنيفها خطأ الى النوع الثاني وهذا ما يسمى بخطأ التصنيف , وهو تصنيف مشاهدة الى نوع معين في حين أنها في الحقيقة تعود الى النوع الآخر , ويمثل العمود الأول المشاهدات والعمود الثاني يمثل قيمة y للمشاهدة المذكورة وباستخدام طريقة آلة المتجه الداعم , إذا علمنا أن العدد الأصلي لمشاهدات النوع الأول في العينة الأصلية كان(36), وبناءً على ما جاء في الجدول أعلاه نلاحظ أنه كان تصنيف (5) مشاهدات فقط بشكل خاطئ الى النوع الثاني علماً أنها في الحقيقية تتبع النوع الأول وكما مر بنا سابقاً في الجدول (1).

2-3 : تصنيف مشاهدات النوع الثاني

هنا يتم تصنيف مشاهدات النوع الثاني بموجب معادلة دالة القرار وبحسب طريقة آلة المتجه الداعم "SVM" والتي يظهرها الجدول رقم(5) في الصفحة (16) :

جدول (5)

مشاهدات النوع الثاني التي تم تصنيفها بشكل خاطئ

Observations	Value
8	0.46195618
34	0.50479506
205	0.24016835

الجدول من إعداد الباحث باستخدام برنامج (Rlanguge)

ويظهر الجدول أعلاه مشاهدات النوع الثاني التي جرى تصنيفها خطأ الى النوع الأول إذ أن العمود الأول يمثل المشاهدات والعمو الثاني يمثل قيمة y للمشاهدة المذكورة وباستخدام طريقة آلة المتجه الداعم , إذا علمنا أن العدد الأصلي لمشاهدات النوع الثاني في العينة الأصلية كانت (180)وبناءً على ما جاء في الجدول أعلاه نلاحظ أنه جرى تصنيف (3) مشاهدات فقط بشكل خاطئ الى النوع الأول علماً أنها في الحقيقية تتبع النوع الثاني وكما مر بنا سابقاً في الجدول (1) .

4 - متجه الأوزان The weights وحد التحيز Bias :

أن الغاية الأساسية لدالة القرار Y= w*x+b هي إيجاد قيم متجه الأوزان (weights) وقيم حد التحيز (b) أي تحييز الاختلافات في درجة التحيز عما إذا كان أي اختلاف يمكن أن يفسر التداخل وكما في الجدول أدناه :

جدول (6)

قيم متجه الأوزان

X_1	X_2	X_3	X_4	X_5
-16.97514	1.847392	-9.201491	5.259065	-6.110011

الجدول من إعداد الباحث

يفسر الجدول أعلاه قيم متجه الأوزان لكل متغير إذ أن قيمة الوزن للمتغير x_1 كانت (-16.97514) , وقيمة الوزن للمتغير x_2 كانت (1.847392), وقيمة الوزن للمتغير x_3 كانت (-9.201491) , وقيم الوزن للمتغير x_4 كانت (5.259065) , وقيمة الوزن للمتغير x_5 كانت (-6.110011) .علماً بأن الاوزان حسبت وفق المعادلة رقم (7) .

و كذلك كانت قيمة حد التحيز (Bias) تساوي (0.1521142) . ويكون اختيارها عشوائياً من البرنامج (Rlanguage) .

الاستنتاجات :-

١- إن آلة المتجه الداعم تكون طريقة مثلى للاستخدام في مجال التصنيف وتمييز الأنماط وتحقق دقة عالية في نسب التعرف الصحيح .

٢- إن آلة المتجه الداعم تحقق نسب دقة اعلى كلما قل التداخل في البيانات .

٣- بالإمكان تصنيف مرضى السكري بالاعتماد على العوامل المؤثرة في المرض مثل العمر والجنس والوزن واستجابة المريض لنوع العلاج .

التوصيات :-

١- نوصي بضرورة استعمال آلة المتجه الداعم في الدراسات الإحصائية المستقبلية في مجال التمييز والتصنيف لقلتها في مجال الإحصاء , وكذلك في المجال الصحي وبالإمكان أيضاً استعمالها لأغراض التنبؤ مثل التنبؤ بالأمراض وفي المجالات جميعها.

٢- ضرورة الاهتمام بمرض داء السكري ,والعمل على توفير العلاج اللازم واستيراد النوعيات الجيدة منه في المراكز والمستشفيات التي تهتم بهذا المرض والتوسع في مجال البحوث والدراسات التي تتناول امراض السكري وخصوصاً لدى الأطفال والنساء, وإن إصابة المرأة بالمرض يعني أن هناك احتمالاً كبيراً بأن تلد

أطفالاً مصابين بالسكري وإن إصابة المرأة بالمرض يعني استهداف المصدر الخصوبة في البلد إذ إنهن أكثر تعرضاً للإصابة بالمرض من الرجال , كذلك إن إصابة الأطفال يعني القضاء على مستقبل شريحة واعدة من المجتمع بإمكانها أن تسهم في رسم مستقبل البلد .

٤- تفعيل دور الرقابة على الواردات التي تدخل البلد لاسيما في مجال الأغذية للتقليل من ظاهرة الاستيراد الفوضوي التي تسهم في التأثير السيء على صحة المواطن , وإلزام المستوردين بإتباع طرق تخزين مطابقة للشروط الصحية .

المصادر العربية :

1- صديق, رضوان يوسف .الشلاوي, احمد , نجم شيت , (٢٠١٣) , "المقارنة بين آلة الدعم الموجه للانحدار وأسلوب الانتشار الخلفي للشبكة العصبية – دراسة تطبيقية على تدفق مياه نهر دجلة في مدينة الموصل" , المجلة العراقية للعلوم الإحصائية العدد ٢٤ ص (١١٤-١٣٠) .

المصادر الأجنبية :

2-Ahmad A., Khalid M. and Yusof R., "Machine Learning Using Support Vector Machines", UniversitiTeknologi Malaysia. marzuki,rubiyah}@utmkl.utm.my

3- Daniel Morariu,Msc,(2005),"thesis data mining for Unstructrddata",University of Sibiu "Hermann Oberth" Engineering Faculty Computer science Department, Sibiu,Romania .

4- Ge S., Gao Y. and Wang R., (2007) ACM, " Least Significant Bit Steganography Detection with Machine Learning Techniques ",National Laboratory for Novel Software Technology Nanjing University 210093 Nanjing, Jiangsu, China, geshengeorge@gmail.com gaoy@nju.edu.cn R.wang@massey.ac.nz

5-Ivanciue, O., (2007), "Applications of support Vector Machines in Cjemistry", Wiley-VCH, John Wiley & Sons, Volume 23 pp. 291-400

6- Tristan Fletcher,(2008)," Support Vector Machines Explained".,www.cs.ucl.ac.uk/sta_/T.Fletcher/

ثالثاً : المو اقع الألكترونية

7-http//www.annabaa.orgarabichealth5875 موقع شبكة النبأ

8-http//ar.wikipedia.org موقع ويكيبيديا الموسوعة الحرة

9- https//www.webteb.com› موقع ويب طب

10-http//www.mawdoo3.com › موقع موضوع

11- موقع مقال منظمة الصحة العالمية

http//www.who.intmediacentrefactsheetsfs312ar

موقع كتاب مرض السكري -12

http//www.diabetesnsw.com.auwp-contentuploads201412Bilingual-WYNK-Arabic.pdf

ملحق (١)

عينة عشوائية للمصابين بالنوع الأول والثاني وبحسب العمر والجنس والوزن والطول ونوع العلاج الذي يأخذه المريض

العمر	الجنس	الوزن بالكيلو غرام	الطول بالسنتمتر	نوع العلاج	النوع
14	ذكر	34	154	انسولين	الاول
11	انثى	43	160	انسولين	الاول
35	انثى	68	194	انسولين	الاول
50	ذكر	36	141	حبوب	الثاني
48	ذكر	55	170	حبوب	الثاني
54	انثى	74	196	حبوب	الاول
23	انثى	47.5	157	انسولين	الاول
23	انثى	45.5	149	انسولين	الثاني
20	ذكر	63	174	انسولين	الاول
17	ذكر	64	175	انسولين	الاول
16	انثى	49	152	حبوب	الاول
21	ذكر	65	175	انسولين	الاول
45	انثى	48	150	حبوب	الثاني
54	انثى	48	150	حبوب	الثاني
19	انثى	50	153	انسولين	الاول
43	انثى	55	160	انسولين وحبوب	الثاني
59	انثى	55	160	حبوب	الثاني
60	انثى	46.5	147	انسولين وحبوب	الثاني
40	انثى	58	162	حبوب	الثاني
54	انثى	57	160	حبوب	الثاني
50	انثى	52	152	حبوب	الثاني

41	انثى	53	153	انسولين	الثاني
28	انثى	53	153	انسولين وحبوب	الاول
26	ذكر	66	169	انسولين وحبوب	الاول
40	انثى	56	155	انسولين وحبوب	الثاني
16	انثى	55	153	انسولين	الاول
40	انثى	60	159	حبوب	الثاني
55	انثى	57	155	حبوب	الثاني
68	ذكر	72	174	حبوب	الثاني
50	انثى	62	161	حبوب	الثاني
43	ذكر	66	166	حبوب	الثاني
35	انثى	57	154	حبوب	الثاني
60	انثى	62	160	انسولين	الثاني
34	ذكر	70	170	انسولين	الثاني
55	ذكر	66	165	انسولين	الثاني
64	ذكر	66	165	حبوب	الثاني
16	انثى	63	161	انسولين	الاول
56	انثى	55	150	حبوب	الثاني
37	ذكر	65	163	حبوب	الثاني
55	انثى	62	158	حبوب	الثاني
42	ذكر	71	169	حبوب	الثاني
50	انثى	60	155	انسولين	الثاني
38	ذكر	69	166	حبوب	الثاني
34	ذكر	75	173	انسولين	الاول
50	انثى	58	152	انسولين وحبوب	الثاني
55	ذكر	85	184	حبوب	الثاني
49	ذكر	77	175	حبوب	الثاني
51	ذكر	66	162	حبوب	الثاني
39	انثى	59	153	حبوب	الثاني
40	ذكر	91	189	حبوب	الثاني

52	ذكر	74	170	حبوب	الثاني
50	انثى	60	153	انسولين وحبوب	الثاني
75	انثى	61	154	انسولين وحبوب	الثاني
41	انثى	66	160	حبوب	الثاني
50	انثى	73	168	حبوب	الثاني
39	ذكر	93	189	حبوب	الثاني
45	انثى	65	158	حبوب	الثاني
52	ذكر	78	173	حبوب	الثاني
48	ذكر	80	175	حبوب	الثاني
36	ذكر	77	171	حبوب	الثاني
47	انثى	73	166	حبوب	الثاني
29	انثى	65	156	انسولين وحبوب	الاول
45	انثى	66	157	حبوب	الثاني
40	انثى	66	157	حبوب	الثاني
42	انثى	69	160	حبوب	الثاني
27	انثى	61	150	انسولين وحبوب	الاول
34	انثى	66	156	حبوب	الثاني
38	ذكر	73	164	حبوب	الثاني
52	ذكر	89	181	انسولين وحبوب	الثاني
42	ذكر	74	165	حبوب	الثاني
33	ذكر	77	168	حبوب	الثاني
38	ذكر	79	170	حبوب	الثاني
45	انثى	89	180	حبوب	الثاني
44	ذكر	90	181	حبوب	الثاني
35	انثى	58	145	حبوب	الثاني
57	ذكر	82	172	انسولين	الثاني
22	انثى	74	163	انسولين وحبوب	الاول
30	انثى	77	166	انسولين	الاول
34	ذكر	78	167	انسولين وحبوب	الثاني
40	ذكر	79	168	حبوب	الثاني

30	ذكر	81	170	انسولين وحبوب	الثاني
50	انثى	55	140	حبوب	الثاني
36	ذكر	86	175	انسولين	الاول
42	انثى	67.5	155	حبوب	الثاني
43	انثى	65	152	انسولين	الثاني
50	انثى	61	147	حبوب	الثاني
35	انثى	68	155	حبوب	الثاني
45	ذكر	87	175	حبوب	الثاني
52	ذكر	87	175	حبوب	الثاني
16	انثى	64	150	انسولين	الاول
50	انثى	73	160	حبوب	الثاني
66	ذكر	75	162	حبوب	الثاني
42	انثى	76	163	انسولين	الثاني
42	انثى	62	147	حبوب	الثاني
42	انثى	71	157	انسولين وحبوب	الثاني
65	انثى	71	156	حبوب	الثاني
48	ذكر	72	158	حبوب	الثاني
35	انثى	72	158	انسولين وحبوب	الثاني
41	انثى	71	156	حبوب	الثاني
35	ذكر	87	172	انسولين وحبوب	الثاني
41	ذكر	87	172	حبوب	الثاني
44	انثى	68	152	حبوب	الثاني
42	انثى	68	152	حبوب	الثاني
45	ذكر	78.5	163	انسولين	الثاني
35	انثى	72	156	انسولين وحبوب	الثاني
60	انثى	74	158	انسولين وحبوب	الثاني
47	ذكر	99.5	183	حبوب	الثاني
47	انثى	71	154	حبوب	الثاني
45	انثى	75	158	انسولين وحبوب	الثاني

56	انثى	75	158	حبوب	الثاني
55	ذكر	77	160	انسولين	الثاني
50	انثى	77	160	حبوب	الثاني
35	انثى	80	163	انسولين	الاول
38	ذكر	100	182	حبوب	الثاني
50	انثى	62	143	حبوب	الثاني
35	انثى	64	145	حبوب	الثاني
40	انثى	77	159	انسولين	الثاني
38	ذكر	82	164	حبوب	الثاني
55	ذكر	93.5	175	حبوب	الثاني
53	انثى	70	151	حبوب	الثاني
36	ذكر	87	168	حبوب	الثاني
35	ذكر	84	165	انسولين	الاول
57	انثى	79	160	انسولين وحبوب	الثاني
24	ذكر	100	180	حبوب	الاول
42	ذكر	106	185	حبوب	الثاني
65	انثى	68	148	انسولين وحبوب	الثاني
39	ذكر	90	170	حبوب	الثاني
23	انثى	85	165	حبوب	الاول
42	انثى	84	164	انسولين وحبوب	الثاني
36	انثى	80	160	انسولين	الاول
25	انثى	82	162	انسولين	الاول
62	ذكر	86	165	حبوب	الثاني
38	انثى	77	156	حبوب	الثاني
45	ذكر	92	170	حبوب	الثاني
54	ذكر	90	168	انسولين وحبوب	الثاني
59	ذكر	88	166	حبوب	الثاني
61	ذكر	84	162	حبوب	الثاني
55	انثى	73	151	حبوب	الثاني
35	انثى	74	152	حبوب	الثاني

36	انثى	82	160	انسولين وحبوب	الثاني
45	انثى	77	155	حبوب	الثاني
54	انثى	87.5	165	انسولين	الثاني
51	انثى	84.5	162	حبوب	الثاني
43	ذكر	107	182	انسولين وحبوب	الثاني
36	انثى	88	165	انسولين وحبوب	الثاني
60	انثى	69	146	حبوب	الثاني
66	ذكر	96	172	انسولين وحبوب	الثاني
33	ذكر	80	157	حبوب	الثاني
24	ذكر	95	171	انسولين وحبوب	الاول
57	انثى	80	156	انسولين	الثاني
38	ذكر	102	176	حبوب	الثاني
48	ذكر	91	166	حبوب	الثاني
40	انثى	90	165	انسولين	الثاني
51	انثى	90	165	انسولين	الثاني
47	انثى	83	158	حبوب	الثاني
51	ذكر	95	169	حبوب	الثاني
50	انثى	87	161	حبوب	الثاني
39	ذكر	96	169	حبوب	الثاني
55	انثى	81	155	حبوب	الثاني
36	انثى	76	150	حبوب	الثاني
52	ذكر	92	165	حبوب	الثاني
50	ذكر	110	180	حبوب	الثاني
42	انثى	92.5	165	حبوب	الثاني
54	ذكر	103	174	حبوب	الثاني
56	ذكر	83	154	حبوب	الثاني
58	انثى	81	154	انسولين وحبوب	الثاني
52	انثى	79	152	حبوب	الثاني
61	ذكر	100	171	حبوب	الثاني

36	انثى	88	160	حبوب	الثاني
58	ذكر	87	159	حبوب	الثاني
35	انثى	86	158	انسولين وحبوب	الثاني
45	انثى	81	153	حبوب	الثاني
45	انثى	81	153	حبوب	الثاني
48	انثى	92	163	انسولين وحبوب	الثاني
46	انثى	92	162	انسولين وحبوب	الثاني
33	ذكر	102	170	حبوب	الثاني
57	انثى	82	152	حبوب	الثاني
34	انثى	91	160	انسولين	الاول
19	ذكر	91	160	انسولين	الاول
46	انثى	83	152	انسولين وحبوب	الثاني
45	انثى	80	149	حبوب	الثاني
50	انثى	90	158	حبوب	الثاني
28	ذكر	89	157	انسولين	الاول
65	انثى	84	152	حبوب	الثاني
63	انثى	82	149	حبوب	الثاني
25	انثى	94	159	حبوب	الاول
35	انثى	84	150	حبوب	الثاني
42	انثى	87	152	انسولين	الثاني
45	انثى	97	160	انسولين	الثاني
40	انثى	95	158	حبوب	الثاني
49	انثى	110	170	حبوب	الثاني
38	انثى	92	155	حبوب	الثاني
45	ذكر	107	167	انسولين وحبوب	الثاني
60	ذكر	112	169	حبوب	الثاني
47	انثى	94	154	انسولين	الثاني
42	ذكر	123	176	حبوب	الثاني
60	ذكر	85	146	حبوب	الثاني
26	انثى	100	158	انسولين وحبوب	الاول

50	انثى	94	153	انسولين وحبوب	الثاني
24	انثى	117	169	انسولين	الاول
35	انثى	115	167	حبوب	الثاني
20	انثى	106	158	حبوب	الاول
46	ذكر	120	166	انسولين وحبوب	الثاني
37	ذكر	134	174	حبوب	الثاني
25	انثى	114	160	حبوب	الثاني
55	انثى	96	146	حبوب	الثاني
47	انثى	96	146	حبوب	الثاني
72	انثى	95	144	حبوب	الثاني
60	ذكر	91	140	انسولين وحبوب	الثاني
68	انثى	98	145	حبوب	الثاني
60	انثى	117	155	انسولين	الثاني
35	انثى	130	163	حبوب	الثاني
36	ذكر	150	170	حبوب	الاول
62	انثى	97	131	حبوب	الثاني
65	انثى	150	161	حبوب	الثاني
34	ذكر	210	175	انسولين وحبوب	الثاني

المصدر : سجلات مركز الغدد الصم في مستشفى الموانئ العام في البصرة للسنوات ٢٠١٠-٢٠١٧