

Diagnosis of Diseases Based on Iridology Using Fuzzy Logic

Zakaria Madhouse¹, Ammar Kayli² and Luna Himmami¹

¹ Department of Computers Engineering, Faculty of Electrical & Electronic Engineering, University of Aleppo, Aleppo, Syria

² Department of Ophthalmology, Faculty of Medicine, University of Aleppo, Aleppo, Syria

تشخيص الأمراض بالاعتماد على تخطيط القرنية باستخدام المنطق الغامض

زكريا مهروسة¹ وعمار كيلي² ولونا حمامي¹

¹ قسم هندسة الحواسيب، كلية الهندسة الكهربائية والإلكترونية، جامعة حلب، حلب، سوريا

² قسم أمراض العين وجراحاتها، كلية الطب البشري، جامعة حلب، حلب، سوريا



LINK
الرابط
<https://doi.org/10.37575/b/med/0023>

RECEIVED
الاستقبال
11/09/2020

ACCEPTED
القبول
06/12/2020

PUBLISHED ONLINE
النشر الإلكتروني
06/12/2020

ASSIGNED TO AN ISSUE
الإحالة لعدد
01/06/2021

NO. OF WORDS
عدد الكلمات
6300

NO. OF PAGES
عدد الصفحات
7

YEAR
سنة العدد
2021

VOLUME
رقم المجلد
22

ISSUE
رقم العدد
1

KEYWORDS الكلمات المفتاحية

Abdominal, back, brain, chest, fuzzification, pelvic

البطن، الظهر، الدماغ، الصدر، الظهر

ABSTRACT

Many automatic methods have been introduced in iridology to predict diseases according to the iridology chart. This is important to prevent diseases before they develop. This research aims to find a computer model for the early diagnosis of diseases in the brain, back, pelvis, abdomen, and chest using the iridology chart based on fuzzy logic. Image preprocessing for the iris aims to find the ring, code, and features of the iris. Five fuzzy models have been built for diagnosis and to determine a person's disease rate based on specific features that were extracted from the iris as the input variables. Each model contains four membership functions for each input or output variables and 64 fuzzy rules for fuzzification and defuzzification. The five models that were built to diagnose the five diseases of iridology have an accuracy rate of over 98%, with an average accuracy of 98.6223%. The results mean that the models are qualified for use by doctors as medical tools to diagnose specific diseases or as a tool for the public to reassure them about their health.

المخلص:

ظهرت العديد من الطرق الآلية لإجراء التشخيص القرني والتنبؤ بالأمراض بالاعتماد على تخطيط القرنية، لما لها من أهمية في إمكانية الوقاية من الأمراض قبل تطورها، فهدف البحث إلى إيجاد نموذج حاسوبي لإجراء التشخيص المبكر للأمراض: الدماغ، الظهر، البطن، والحوض؛ Pelvic؛ والبطن؛ Abdominal؛ والصدر؛ Chest عن طريق تخطيط القرنية بالاعتماد على المنطق الغامض، حيث تم إجراء معالجة أولية لصور القرنية؛ بغية إيجاد: شريط القرنية، وشيفرتها، والسمات الخاصة بها، ثم بناء خمسة نماذج غامضة لإجراء التشخيص، وتحديد نسبة المرض لدى الأشخاص بالاعتماد على السمات الخاصة المستخلصة من القرنية كمتحولات دخل، فيحتوي كل نموذج على أربع مجموعات انتماء لكل متحول دخل أو خرج، وعلى (64) قاعدة غموض لإجراء التغميض وفك التغميض، وقد أعطت النماذج الخمسة المبنية للتشخيص القرني دقة تجاوزت 98%، ومتوسط دقتها بالمجمل قدره (98.6223%)، الأمر الذي يجعل كل نموذج مؤهلاً لجعله وسيلة طبية مساعدة في عملية تشخيص مرض محدد لدى الأطباء أو أداة برمجية للأطمنان على صحة الأشخاص.

1. مقدمة

تأسس علم التشخيص القرني Iridology في أوائل القرن العشرين على يد الدكتور هنري إدوارد لين Henry Edward Lane (Lane, 2021)، ويعتمد على تحليل الأنماط اللونية للأنسجة القرنية لمعرفة الحالة الصحية للمريض (Bansal et al, 2018; Pujari et al, 2019)، حيث بينت هذه الأبحاث أهمية الأنسجة اللونية للقرنية للدلالة على الحالة الصحية، وانطلاقاً من هذه الأهمية، انتشرت وتعددت طرق إجراء التشخيص القرني حاسوبياً، فبعضهم استخدم تحويلات الموجات المتقطعة Discrete Wavelet Transforms (DWT)، في حين استخدمت أبحاث أخرى الشبكات العصبونية لإجراء ذلك (Bansal et al, 2018). أجرى الباحث (Hernández et al (2019) دراسة للكشف المبكر عن مرض الزهايمر بالاعتماد على علم القرنية Iridology، وذلك من خلال المعالجة الرقمية لصور القرنية، حيث تم استخراج ست سمات: متوسط الكثافة Average intensity، ومتوسط تباين الانحراف المعياري Average contrast of standard deviation، ودرجة النعومة Softness، والعزم الثالث Third moment، وهي عبارة عن الانزياح أو عدم التناظر للدوائر المركزية في مخطط التسوية لتوزيع البكسلات وانتظام مخطط توزيع البكسلات Uniformity of the histogram ومقياس العشوائية في بكسلات الصورة Entropy، واستخدموها لإجراء التشخيص بالاعتماد على ثلاثة مصنفات: Naive Bayes و Multilayer Perceptron و ZeroR حيث كانت نتائج التشخيص لكل مصنف (45.4%, 44.9%, 63.2%) على الترتيب، ولذلك عمدت الدراسة على تحسين نتائج المصنف Naive Bayes حتى وصل النظام المقترح لدقة تشخيصية قدرها 92.4% تقريباً، وقيمة خطأ إجمالي (0.075019)، كما أجرى الباحثان Samant and Agarwal (2018) دراسة لتشخيص مرض السكري من خلال علم (Iridology)؛ وذلك لأن مرض السكري يزيد من عامل الخطر لسرطان الخلايا الكبدية Hepatocellular

(HCC) Carcinoma، وتم استخلاص سمات القرنية بواسطة تحويل الموجات المتقطعة (Discrete Wavelet Transforms (DWT)، كما تم التحقق من الدراسة على مجموعة أشخاص حوالي (338) شخصاً، فأعطت نتائج تصنيفية بدقة 89.63% وفق مصنف Random Forest (RF)، وأجرى الباحث Bansal et al (2018) دراسة لتشخيص مرض الرئة بالاعتماد على قرنية العين، حيث يؤدي ضعف التنفس إلى الإصابة بمرض الانسداد الرئوي (OLD) Obstructive Lung Disease، وتم التنبؤ بمرض OLD بالاعتماد على تحليل صور القرنية، من خلال اقتراح نموذجين مختلفين لاستخراج سمات القرنية: الأول: باستخدام تحويل الموجات (wavelet transform)، حيث كانت الدقة 89%، والثاني: باستخدام مرشح غابور (Gabor)، وكانت الدقة 88% وتم تنفيذ مصنف مبني على أساس SVM للنموذجين؛ وذلك من أجل تشخيص الحالة الصحية بحجم عينة (100) صورة، وأجرى الباحث Amerifar et al (2015) دراسة لتشخيص مرض الفشل الكلوي من خلال علم التشخيص القرني Iridology، باستخلاص سمات القرنية بواسطة تحليل هسيان (Hessian analysis)، وأظهرت النتائج تصنيفاً صحيحاً بنسبة 82% للأشخاص المصابين بمرض في الكلى، وذلك بحجم عينة (56) صورة، وأجرى الباحث Sivasankar et al (2012) دراسة لتشخيص الأمراض الرئوية: (البرد، والصفير، والربو، وسرطان الرئة) بالاعتماد على تخطيط قرنية العين، وذلك باستخدام تقنيات عدة لمعالجة الصور، أبرزها: تحويل هوف الدائر، وتحليل مستوى الرمادية، ثم يتم تحديد المرض الرئوي مع نسبته بالاعتماد على مصنف مبني وفق المنطق الغامض، وأظهرت النتائج تصنيفاً صحيحاً بنسبة 84.38% للأشخاص المصابين، وذلك بحجم عينة (32) صورة. تبرز أهمية هذه الأبحاث بإمكانية الوقاية من الأمراض قبل تطورها، وذلك من خلال الكشف المبكر عنها عن طريق التشخيص القرني، ويهدف هذا البحث إلى إجراء التشخيص القرني باستخدام المنطق الغامض للتنبؤ بالاعتلال الصحي للأشخاص قبل ظهور الأعراض المباشرة للعلل المرضية

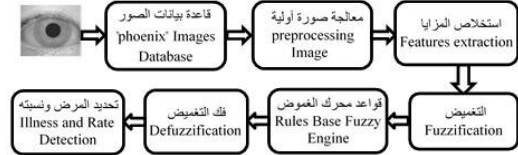
من خلال اقتراح نموذج تشخيصي مبني على المنطق الغامض أو العائم أو ما يطلق عليه أحياناً بـ "المنطق الضبابي"، وذلك بتحديد مجموعات الانتماء لمحتولات: الدخول، والخروج، وقواعد التغميض، وفك التغميض، وإيجاد نسب التشخيص لهذا النموذج؛ لمعرفة مدى فعاليته في التشخيص القرحة لأمراض: الدماغ، والظهر، والحوض، والبطن، والصدر.

2. المواد وطرق العمل

تم إجراء هذا البحث كما هو مبين في الشكل (1) وفق الخطوات الآتية:

- إجراء معالجة صورة أولية لقاعدة البيانات العالمية "phoenix" تضمنت: تخطيط القرحة، وتحديداتها، وتنسويتها.
- استخراج سمات شيفرة القرحة المتمثلة بـ متوسطات أسطر وأعمدة وتوضعات القيم الواحدية.
- تعريف المنطق ودراسة مدى ارتباطه بالتشخيص الطبي، وتوضيح أسباب استخدامه لإجراء التشخيص القرحة.
- بناء النموذج الغامض لإجراء التشخيص القرحة بالاعتماد على السمات السابقة؛ بغية تحديد المرض ونسبته.
- برمجة الخطوات السابقة ضمن بيئة Matlab، واستخلاص النتائج ومقارنتها مع طرق أخرى.

الشكل (1) المخطط الصندوقي المقترح لإجراء التشخيص القرحة باستخدام المنطق الغامض (إعداد الباحثين)



2.1. المعالجة الأولية لصور القرحة:

ترتبط حالة أجزاء الجسم الصحية مع مناطق محددة في القرحة (logi and Sharma, 2014)، ستقتصر هذه الدراسة على مناطق التشخيص القرحة لخمس أمراض، وهي: الدماغ، والظهر، والحوض، والبطن، والصدر، كما تم اعتماد قاعدة البيانات "phoenix" أو UPOL لإجراء البحث الذي نحن بصدد، حيث تمتاز قاعدة البيانات المعتمدة باحتوائها على عدد كبير نسبياً من العينات، حيث يبلغ عدد عيناتها (384) عينة، وتشمل التشخيص الطبي في العيادات لمختلف الأمراض الخمسة المدروسة، وقد أتاح الباحث Dobes ورفاقه استخدام هذه القاعدة للأغراض البحثية مشترطين تضمنين المراجع العلمية الخاصة بها (Dobes et al, 2006)، (Dobes et al, 2006)، (Dobes and Machala, 2004). وقد أجريت دراسة حول عدد من قواعد البيانات القرحة العالمية المستخدمة في مجالات تمييز القرحة ومجالات أخرى؛ من أجل معرفة الأجدى منها، حيث حوت الدراسة قواعد بيانات: CASIA, BATH, UBIRIS, UPOL, MMU, ICE, WVVU، وتمت المقارنة بين هذه القواعد، وذلك من أجل عوامل ضجيج مختلفة، وهي: تداخل الجفون (Eyelids obstruction)، وتداخل الأهداب (Eyelash obstruction)، والانعكاسات الضوئية (Lighting reflections)، والارتجاج الحركي (Motion blurred)، والانحراف الزاوي (Off-angle)، وانغلاق الأجفان (Out-of-iris)، وضعف التركيز (Poor focused)، والتقاط جزئي لقرحة (Partial iris)، والانعكاس الطيفي (specular reflections)، حيث كانت قاعدة البيانات "phoenix" المسماة UPOL خالية تماماً من جميع عوامل الضجيج السابقة؛ لذلك تم اعتمادها (Parashar and Joshi, 2012)، وقد تمت معالجة صورها بتحديد منطقة القرحة في الصورة بالاعتماد على إيجاد أصغر وأكبر دائرة بيكسلات بيضاء وسوداء على الترتيب. إن طريقة تحديد المناطق الخاصة بالأمراض تعتمد على مخطط Jensen الذي يقوم بتشبيه القرحة للساعة، حيث تتوضع منطقة الدماغ من (11:00) إلى (1:00) بالنسبة للقرحة عند تشبيهها للساعة، في حين تتوضع منطقة الظهر من (3:00) إلى (4:30) بالنسبة للقرحة اليمين، ومن (7:30) إلى (9:00) بالنسبة للقرحة اليسار، ويتوضع الحوض من (4:30) إلى (5:50) بالنسبة للقرحة اليمين، ومن (6:10) إلى (7:30) بالنسبة للقرحة اليسار، وتتوضع البطن من (6:15) إلى (7:40) بالنسبة للقرحة اليمين، ومن (4:15) إلى (5:40) بالنسبة للقرحة اليسار، ويتوضع جهاز الصدر من (8:00) إلى (9:00) بالنسبة للقرحة اليميني، ومن (3:00) إلى (4:00) بالنسبة للقرحة اليسرى، وعليه يتم تحديد المناطق لتشخيص الاعتلال الصعي بعد استخلاص السمات من هذه المناطق

$$\begin{aligned} I(x, y, \theta) &= (1-r) x_p(\theta) + r x_l(\theta) \\ x(r, \theta) &= (1-r) x_p(\theta) + r x_l(\theta) \\ y(r, \theta) &= (1-r) y_p(\theta) + r y_l(\theta) \end{aligned} \quad (1) \quad (2) \quad (3)$$

حيث (x, y) : صورة منطقة القرحة، (x, y) : الإحداثيات الديكارتية الأساسية، (r, θ) : الإحداثيات القطبية التي تم الاعتماد عليها لإجراء عملية التنسوية، (x_l, y_l) و (x_p, y_p) : إحداثيات البؤبؤ وحواف القرحة على طول اتجاه زاوية التدوير θ .

2.2. استخراج السمات من شيفرة قرحة العين:

تم الحصول على شيفرة قرحة العين باستخدام مرشح غابور بالمعادلة الآتية (Ray et al, 2018):

$$h(x, y) = h'(x, y) \exp(j2\pi\omega) \quad (4)$$

حيث $h(x, y)$: ناتج مرشح غابور، $h'(x, y)$: مطال غابور ويعطى بالعلاقة الآتية:

$$h'(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (5)$$

ω : السرعة الزاوية للمرشح، وتعطى بالعلاقة:

$$\omega = x \cos\theta + y \sin\theta \quad (6)$$

(x, y) : هي القيم الناتجة من المعادلتين (2) و (3).

σ : الانحراف المعياري ويعطى بالعلاقة: (7)

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N.M} \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M (f(x, y) - f_m)^2}$$

حيث: N.M: أبعاد القرحة بعد إجراء عملية التنسوية. f_m : المتوسط ويعطى بالعلاقة:

$$f_m = \frac{1}{N.M} \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M f(x, y) \quad (8)$$

ونميز الحالات الآتية عند عمل الخوارزمية:

$$\begin{aligned} \omega < 0 &\Rightarrow h(x, y) < h'(x, y) \text{ Then } h(x, y) = 0 && \text{فنحصل على بيكسل أسود} \\ \omega \geq 0 &\Rightarrow h(x, y) > h'(x, y) \text{ Then } h(x, y) = 1 && \text{فنحصل على بيكسل أبيض} \end{aligned}$$

وبالنسبة نحصل على صورة ثنائية مكونة من أصفار وواحدات تمثل شيفرة القرحة.

تم اعتماد ثلاث سمات، وهي: 1- متوسط أسطر القيم الواحدية MR -2 متوسط أعمدة القيم الواحدية MC -3 متوسط توزيع القيم الواحدية MP، التي تعطي مؤشراً واضحاً لتوزيع الواحدات في مناطق الأمراض الخمسة المطلوب تشخيصها، وذلك للتعليل الآتي:

بما أن الشيفرة الثنائية للقرحة هي عبارة عن أصفار وواحدات (صورة Black-White): لذلك قد تكون قيمة متوسط الشيفرة متساوية كما هو مبين في المثال الآتي:

	1	2		1	2		1	2
1	0	0	1	1	1	1	1	0
2	1	1	2	0	0	2	1	0
نموذج (3)			نموذج (2)			نموذج (1)		
$m3 = \frac{1+1}{2} = 1$			$m2 = \frac{1+1}{2} = 1$			$m1 = \frac{1+1}{2} = 1$		

نلاحظ من المثال السابق أن قيم المتوسطات متساوية، بالرغم من اختلاف

- يمتلك المنطق الغامض قدرةً على تحديد نسبة خرج النظام في الاتجاهين، أي: يمكن له تحديد نسبة الإصابة ونسبة الشفاء، وبالتالي، يمكن للمنطق الغامض إجراء التشخيصات الطبية الآلية، حيث يحدد في بداية المرض مدى درجة الإصابة، وعند التماثل إلى الشفاء يحدد مدى درجة الشفاء.
- إنَّ إيجاد السمات الطبية وتحديد ارتباطها مع المرض يتطلب من الطبيب قدرة عالية على تحديد احتمالية المرض بناءً على السمات والمعطيات المقدمة له، وبالتالي، فإنَّ الطبيب المشخص للمرض هو عبارة عن إنسان خبير يقوم بمطابقة درجة سمات المرض في دماغه مع أقرب مرض له السمات ذاتها، وهذه العملية الفكرية للطبيب تماثل عملية فك الغموض في المنطق الغامض بناءً على الخبرة التي يتمتع بها الطبيب.
- إنَّ ارتباط الأمراض المشخصة قزحياً مع شريط القزحية هو ارتباط كمي، فكلما ازدادت نسبة المرض، ازدادت التغيرات في القزحية بشكل كمي، وبما أنَّ المنطق الغامض يعتمد على الأساليب الكمية لتحليل المسألة العلمية وإصدار القرارات، فهو يناسب عملية إجراء التشخيص القزحي.

2.4. بناء النموذج الغامض لإجراء التشخيص القزحي:

لم يقتصر المنطق الغامض على عمليات التحكم التي أوجدها العالم لطفي زاده 1965، بل تمَّ استخدامه في العديد من المجالات، ومنها: تشخيص الأمراض، حيث يعتمد على ربط متحولات الدخل بمتحولات الخرج من خلال ثلاث عمليات 1- التَّغميض 2- قواعد محرك الغموض 3- فك التَّغميض، كما تمَّ ذكره سابقاً، وتقوم كل مرحلة بوظيفة محددة: من أجل استخلاص المزايا اللازمة بناءً على قيم الدخل للحصول على الخرج المناسب للمسألة العلمية التي يعالجها المنطق الغامض، حيث يتم في عملية التَّغميض توزيع متحولات الدخل على مجموعات انتماء تحدد درجة المتحول ونسبته في مجموعة الانتماء التي ينتهي إليها، ثم يقوم محرك الغموض باستخلاص مجموعات انتماء متحول الخرج بناءً على قيم نسب الانتماء لمتحولات الدخل بالاعتماد على مجموعة قواعد تُبنى من قبل خبير بالمسألة العلمية، ثم يأتي دور المرحلة الأخيرة، وهي: عملية فك التَّغميض، حيث نحصل على قيمة الخرج بناءً على مجموعة انتمائه التي تمَّ تحديدها في مرحلة محرك الغموض (Novak et al, 1999)، وقد استخدم في العديد من المسائل الطبية كمسألة قياس الكوليسترول بالاعتماد على المنطق الغامض (Andana et al, 2019) وأيضاً اقترح شانكار نموذج لتشخيص مرض السكري (Shankar and Manikandan, 2019)، وهكذا يعد المنطق الغامض أحد أهم الطرق المستخدمة لإجراء التشخيص الطبي أو القزحي، وفي هذا البحث تمَّ بناء نماذج عدة غامضة لإجراء التشخيص القزحي، حيث يختص كل نموذج بتشخيص مرض محدد من الأمراض الخمسة المدروسة، وفي سبيل بناء هذه النماذج تمَّ الانطلاق من قاعدة البيانات المعتمدة ("UPOL" phoenix)، التي تحتوي (384) صورة تتوزع وفق الجدول الآتي:

الجدول (1) توزع الأمراض وفق عدد الصور في قاعدة البيانات "phoenix"

العدد	المرض	العدد
1	الدماغ	20
2	الظهر	20
3	الجوف	20
4	البطن	20
5	الصدر	20
6	الدماغ - الظهر	12
7	الدماغ - الجوف	12
8	الدماغ - البطن	12
9	الدماغ - الصدر	12
10	الظهر - الجوف	12
11	الظهر - البطن	12
12	الظهر - الصدر	12
13	الجوف - البطن	12
14	الجوف - الصدر	12
15	البطن - الصدر	12
16	الدماغ - الظهر - الجوف	15
17	الدماغ - الجوف - البطن	15
18	الدماغ - البطن - الصدر	15
19	الظهر - الجوف - البطن	15
20	الظهر - البطن - الصدر	15
21	الجوف - البطن - الصدر	15
22	الدماغ - الظهر - الجوف - البطن	11
23	الظهر - الجوف - البطن - الصدر	11
24	الدماغ - الجوف - البطن - الصدر	11
25	الدماغ - الظهر - الجوف - البطن - الصدر	11
26	اصحاء	30

وبالتالي، ستكون لدينا (384) قيمة لكل سمة من السمات الخمسة عشر من أجل صور قاعدة البيانات كلها، وقد تمَّ إيجاد قيم هذه السمات؛ من أجل صور قاعدة البيانات كلها للأمراض المطلوب تشخيصها كما هو مبين في الشكل (2) الذي يوضح توزيع هذه القيم، حيث نجد لكل منطقة من مناطق الأمراض الخمسة ثلاث سمات، ولأنه مطلوب تشخيص هذه الأمراض الخمسة، فعدد السمات الكلي (15).

الشيفرات الثنائية الثلاثة للنماذج، لذلك تمَّ اعتماد السمات الثلاثة السابقة، وهي: 1- متوسط أسطر القيم الواحدة 2- متوسط أعمدة القيم الواحدة 3- متوسط توضع القيم الواحدة، لأنها تعطي مؤشراً واضحاً لاختلاف موضع الواحدات من شيفرة لأخرى، وتعطي تمايزاً واضحاً، فمن المثل السابق تكون السمات كالآتي:

سمات النموذج الأول	سمات النموذج الثاني	سمات النموذج الثالث
$mr = \frac{1+2}{2} = 1.5$	$mr = \frac{1+1}{2} = 1$	$mr = \frac{2+2}{2} = 2$
$mc = \frac{1+1}{2} = 1$	$mc = \frac{1+2}{2} = 1.5$	$mc = \frac{1+2}{2} = 1.5$
$mp = \frac{1+1+2+1}{4} = 1.25$	$mp = \frac{1+1+1+2}{4} = 1.25$	$mp = \frac{2+1+2+2}{4} = 1.75$

2.3. المنطق الغامض والتشخيص الطبي:

يُعد المنطق الغامض نقلة نوعية من الرياضيات التقليدية إلى الرياضيات الفلسفية واللغوية، ويمثل توصيف الخبرة البشرية، ويقدم حلولاً للمشاكل الواقعية، وطبق البرفسور لطفي زاده هذا المنطق أوّل مرة من خلال وضعه مصطلح المجموعات الضبابية التي تحدد مدى درجة انتماء عنصر ما ونسبته (Dubois, Prade, 1992)، وتقوم فكرة المنطق الغامض عموماً على تحديد درجة ونسبة مقدار ما، فعلى سبيل المثال: إذا وُجد في بستان ما العديد من الأزهار الصفراء، وأخرى ليست صفراء، ففي منطق الرياضيات التقليدية يتم التعبير عن الأزهار الصفراء بـ (1) وغير الصفراء بـ (0)، ولكن السؤال الفلسفي المطروح هنا: هل جميع الزهور الصفراء متماثلة أم أن هناك أزهاراً أشد صفرة من الأخرى؟ وهنا يأتي مفهوم التدرج ومجموعات الانتماء، حيث تأخذ الأزهار الأكثر صفرة قيمة (1)، وتأخذ الأزهار غير الصفراء قيمة (0)، في حين أنَّ هناك الكثير والكثير من الأزهار الصفراء التي تتفاوت فيها درجة الصفرة، وبالتالي، تكون لها نسبة تتراوح ضمن (0,1)، أما تحديد نسبة الصفرة، فيجب أن يتم على سمات محددة تمتلكها الزهرة، ومن خلال تحليل هذه السمات يتم إعطاء القرار النهائي لدرجة صفرة الزهرة؛ ومنه يمكن تعريف المنطق الغامض على أنه أحد فروع الذكاء الصناعي، ويعد من الأنظمة الخبيرة القادرة على معالجة المسائل العلمية بشكل كمي لاتخاذ القرار المناسب، ويتكون من ثلاثة مراحل أساسية، وهي: 1- مرحلة التَّغميض: ويتم فيها: تعريف متحولات الدخل، وتحديد درجة انتماء كل متحول لمجموعات الانتماء 2- محرك الغموض: يحتوي على: قواعد غموض لمطابقة وتحديد درجة انتماء الخرج بناءً على مقدار درجة انتماء متحولات الدخل 3- فك التَّغميض: يتم في هذه المرحلة تحديد قيمة الخرج بناءً على درجة انتمائه في المجموعة (Inan et al, 2011).

في هذا البحث يتم استخدام السمات المستخلصة من شريط القزحية كمتحولات دخل، ويتم تقسيمها إلى مجموعات انتماء، حيث يكون لكل متحول دخل أربع مجموعات انتماء، وتمثل هذه العملية عملية التَّغميض، وبما أنه لدينا ثلاث متحولات دخل يكون لدينا $4^3 = 64$ قاعدة تستخدم في محرك الغموض، ولأنَّ المطلوب من النظام الغامض تحديد نسبة مرض محدد يكون لدينا خرج وحيد يوزع على أربع مجموعات انتماء لإجراء فك التَّغميض، فتستخدم الطريقة السابقة في هذا البحث لتحديد نسبة كل مرض من الأمراض الخمسة، وبالتالي، يتم تطبيقها خمس مرات في كل مرة على منطقة جزئية محددة من القزحية، وهي المنطقة التي توافق المرض المطلوب تشخيصه، وقد تمَّ اختيار المنطق الغامض لإجراء التشخيص القزحي للأسباب والمزايا الآتية (Hassanzad et al, 2017):

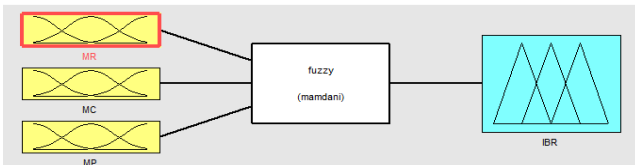
- إنَّ توزيع قيم السمات المستخلصة من صور القزحية ذو تدرج نسبي، كما هو مبين في الشكل (2)، وهذا الأمر يتناسب مع استخدام المنطق الغامض؛ لأنه يحتاج إلى وجود مجموعات انتماء تعتمد على توزيع مجالي بنسب محددة.
- إنَّ الغاية من النظام المقترح هو إجراء التشخيص وإعطاء نسبة المرض، ويتوافق هذا الأمر مع استخدام المنطق الغامض الذي يعطي دلالة نسبية في خرج.
- إنَّ الإصابة بالمرض لا تأتي بشكل فجائي، وإنما تتدرج، وتسببها أعراض وتغيرات في قزحية العين، وهذا يتطابق مع المنطق الغامض الذي يعتمد على التدرج في النسب، ويمكن للمنطق الغامض التعبير بشكل دقيق عن هذه المسألة وتحليلها بدقة؛ لأنه يصف نسبة التدرج في المرض بقيم عددية كمية، فكما يتدرج المرض، فإن المنطق الغامض يتدرج بوصفه للقيمة الكمية الكافية له.
- يمتلك المنطق الغامض قدرة على استخلاص درجة انتماء العنصر في المجموعة الجزئية الموجودة ضمن المجموعة الكلية، وإنَّ عملية التشخيص القزحي تتطلب قدرة على تحديد درجة السمة في منطقة جزئية محددة من منطقة شريط القزحية الكلي في صورة العين.

الأعظمية للسمة المستخلصة لكل حالة مرضية.

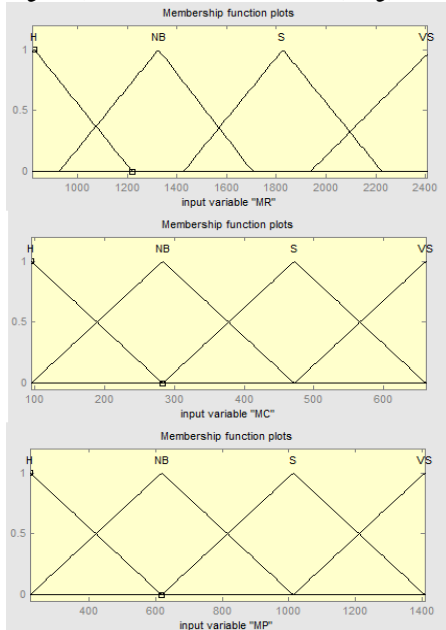
c: القيمة الأصغرية للسمة المستخلصة للحالة المرضية الآتية. يتم تحديد القيم a,b,c من خلال توزيع مجال كل سمة على أربع مجموعات، ويتم تحديد مجال كل سمة بأخذ القيمة الأصغرية لمجموعة قيم السمة الواحدة لنحصل على بداية المجال، وأخذ القيمة الأعظمية لمجموعة قيم السمة الواحدة لنصل إلى نهاية المجال.

المجموعة الأولى: سليم (H) Health. والمجموعة الثانية: بؤار إصابة بالمرض (NB) Not Bad. والمجموعة الثالثة: مريض (S) Sick، والمجموعة الرابعة: مرض متفقم (VS) Very Bad. وبما أنه لدينا ثلاث سمات لكل منطقة، وكل سمة وزعت على أربع مجموعات انتماء، سيكون عدد القواعد $4^3 = 64$ ، وتم توزيع خرج المنطق الضبابي على أربع مجموعات (H,NB,S,VS) وفق تابع الانتماء المثلثي المبين بالعلاقة (7)، وبين الشكل (3.ب) توزيع مجموعات الانتماء للسمات الثلاث الخاصة بمنطقة مرض الدماغ المطلوب تشخيصها، وبين الشكل (3.ت) توزيع مجموعات انتماء خرج النموذج الغامض لمنطقة مرض الدماغ المطلوب تشخيصها أيضاً. الشكل (3) النموذج الغامض المقترح لإجراء التشخيص القرصي ومجموعات انتماء دخله وخرجه.

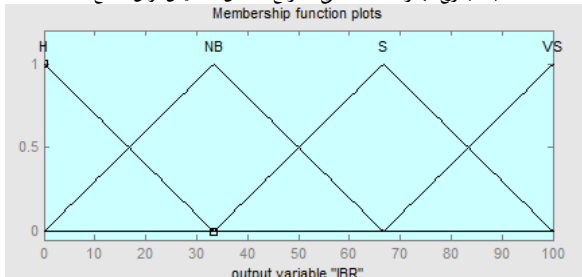
الشكل (3) النموذج الغامض المقترح لإجراء التشخيص القرصي ومجموعات انتماء دخله وخرجه.
(1.3) النموذج الغامض لإجراء تشخيص مرض الدماغ IBR



(3.ب) توزيع مجموعات الانتماء للسمات الثلاث الخاصة بمنطقة مرض الدماغ



(3.ت) توزيع مجموعات انتماء خرج النموذج الغامض لتشخيص مرض الدماغ

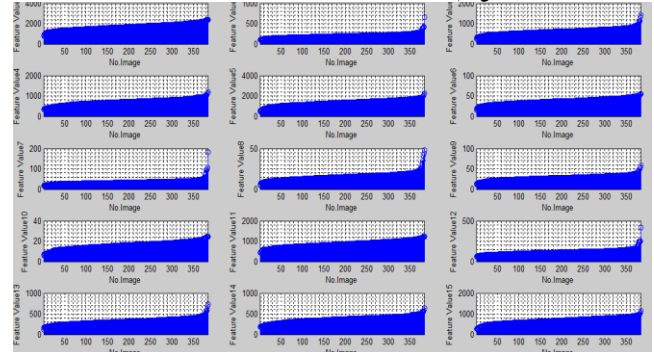


يبين الجدول (2) قواعد محركات الغموض الخمسة المستخدمة في بناء

حيث توضح المنحنيات (Feature Value1, Feature Value2, Feature Value3) كما هو مبين في الشكل (2) توزيع قيم السمات الثلاث الخاصة بمرض الدماغ، أما السمات الخاصة بمرض الظهر، فهي: (Feature Value4, Feature Value5, Feature Value6)، وهكذا لباقي الأمراض: الحوض، والبطن، والصدر، فسماتها (Feature Value7, Feature Value8, Feature Value9) و (Feature Value10, Feature Value11, Feature Value12) و (Feature Value13, Feature Value14, Feature Value15) على الترتيب.

وبما أن كل منطقة تختص بمرض محدد، فقد تم تصميم نموذج غامض لكل منطقة مرضية لإجراء التشخيص القرصي، وبما أن الغاية من البحث تحديد نسب الأمراض، ولأن المنطق الغامض يعتمد اعتماداً أساسياً على معرفة النسب ودرجات الانتماء، ويعطي في خرجه نسبة انتماء محددة، بإمكانه -المنطق الغامض- إجراء التشخيص القرصي، وإعطاء نسب المرض مباشرة؛ لذلك تم اختياره -المنطق الغامض- واعتماده في البحث لإجراء عملية التشخيص القرصي آلياً. بين الشكل (1.3) النموذج الغامض لإجراء تشخيص نسبة مرض الدماغ IBR المبرمج بوساطة بيئة Matlab، وقد تم استخدام مامداني الأصغري (smallest mamdani): لإجراء فك التجميع، وقد تم استخدام صور قاعدة البيانات كافة لبناء النموذج الغامض، حيث استخلصت السمات كافة لهذه الصور، كما هو مبين في الشكل (2)، وقد تم اعتماد السمات الثلاث: (Feature Value1, Feature Value2, Feature Value3) للصور كلها؛ من أجل النموذج الغامض الخاص بتشخيص مرض الدماغ، كما أن هذه الصور ذاتها سيتم اختبارها لاحقاً بعد الانتهاء من بناء النموذج، وبالمثل يكون النموذج الثاني IBKR لتشخيص نسبة مرض الظهر قزحياً مع الانتباه إلى أن السمات المعتمدة لتشخيص نسبة مرض الظهر هي: (Feature Value4, Feature Value5, Feature Value6)، أما خرج النموذج الثالث، فهو IPR نسبة مرض الحوض، و IABR خرج النموذج الرابع، وهو نسبة مرض البطن، و ICR خرج النموذج الخامس، وهو نسبة مرض الصدر مع مراعاة توزيع السمات على الأمراض، بحيث يكون لكل مرض ثلاث سمات خاصة به، كما تم توضيحه في الشكل (2)؛ وذلك لأن عملية التشخيص لكل مرض تتم بالآلية ذاتها، حيث إن النماذج الغامضة الخمسة المستخدمة في التشخيص تتوافق فيما بينها في: عدد مجموعات الانتماء، ومتحولات الدخل، ومتحول الخرج، وفي عدد قواعد الغموض، وتختلف في مجالات انتماء متحولات الدخل التي تختلف حسب منطقة تخطيط القرحة للمرض المطلوب تشخيصه.

الشكل (2) توزيع قيم السمات الخمسة عشر لصور قاعدة البيانات كلها (إعداد الباحثين)



يتم تحديد أربع مجموعات انتماء لكل سمة في كل منطقة وفق تابع الانتماء المثلثي (Triangular-shaped membership function) المحدد بالعلاقة الآتية (Narayanan et al, 2015):

$$f(x, a, b, c) = \begin{cases} 0, & x < a \\ \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ \frac{c-x}{c-b}, & b \leq x \leq c \\ 0, & c \leq x \end{cases} \quad (7)$$

x: قيمة السمة المستخلصة من إحدى صور قاعدة البيانات "phoenix".

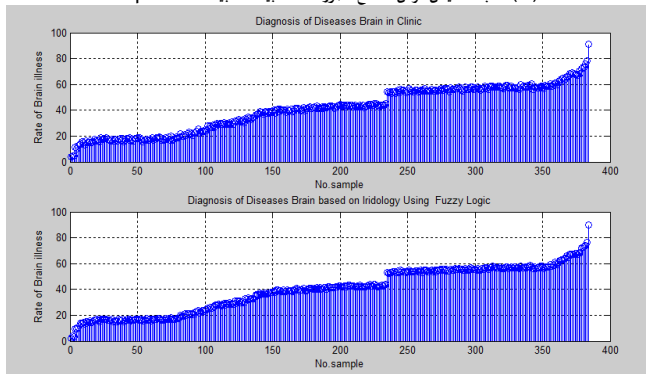
a: القيمة الأصغرية للسمة المستخلصة لكل حالة مرضية. b: القيمة

3. النتائج والمناقشة

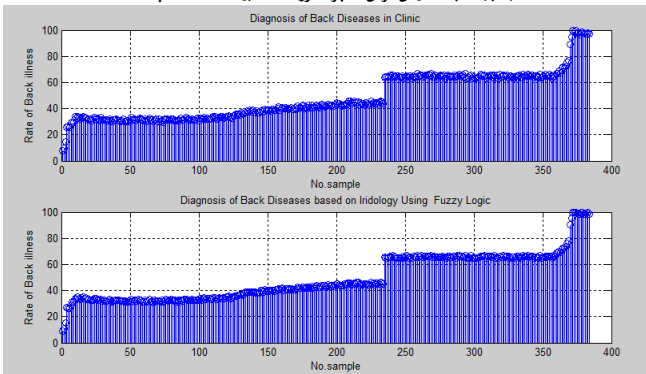
تمت عملية إيجاد النتائج من خلال إدخال جميع صور قاعدة البيانات البالغ عددها (384) صورة إلى النماذج الغامضة المبنية، وتحديد نسبة كل مرض موجود في كل صورة، ومقارنة هذه النسب مع النسب المحددة في العيادات الطبية لأصحاب صور قاعدة البيانات أنفسهم، وبعد إجراء التشخيص القرحة بالاعتماد على النموذج الغامض تم الحصول على نسب تشخيص مرض الدماغ لأصحاب صور قاعدة البيانات "phoenix" ومقارنتها مع نتائج التشخيص الطبي التي تم تشخيصها في العيادة الطبية من قبل الاختصاصيين كما يبينه الشكل (1.4)، وبالألية ذاتها تم إيجاد النتائج الخاصة بتشخيص الأمراض الأربعة الأخرى، فالشكل (4.ب) يبين نسب مرض الظهر لأصحاب صور قاعدة البيانات المشخصة قزحياً باستخدام المنطق الغامض مع نسب التشخيص الطبي العادي (في العيادة)، وتبين الأشكال (4.ت، 4.ث، 4.ج) نسب تشخيص مرض: الحوض، والبطن، والصدر على الترتيب.

الشكل (4) نتائج تشخيص الأمراض الخمسة المدروسة قزحياً بواسطة المنطق الغامض ونتائج التشخيص الطبي

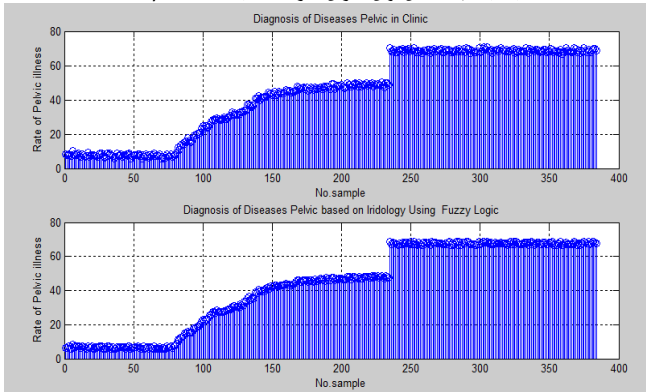
(1.4) نسب تشخيص مرض الدماغ لصور قاعدة البيانات "phoenix"



(4.ب) نسب تشخيص مرض الظهر لصور قاعدة البيانات "phoenix"



(4.ت) نسب تشخيص مرض الحوض لصور قاعدة البيانات "phoenix"



النماذج الغامضة لإجراء التشخيص القرحة لكل مرض، حيث يرتبط كل نموذج مع المنطقة القرحة الخاصة بتشخيص مرض محدد، ولكل محرك (64) قاعدة انتماء يمكن كتابتها وفق الجدول الآتي:

جدول (2) قواعد محركات الغموض لتشخيص الأمراض الخمسة قزحياً

قواعد محرك الغموض لتشخيص مرض الدماغ					قواعد محرك الغموض من أجل MP ∈ NB				
قواعد محرك الغموض من أجل MP ∈ H					قواعد محرك الغموض من أجل MP ∈ VS				
MR	H	NB	S	VS	MC	H	NB	S	VS
MC	H	H	NB	NB	MC	H	H	NB	NB
H	H	H	NB	NB	H	H	H	NB	NB
NB	H	NB	S	S	NB	H	NB	S	S
S	NB	S	S	S	S	NB	S	S	S
VS	NB	S	VS	VS	VS	NB	S	VS	VS
قواعد محرك الغموض من أجل MP ∈ S					قواعد محرك الغموض من أجل MP ∈ VS				
MR	H	NB	S	VS	MC	H	NB	S	VS
MC	H	NB	S	S	MC	H	NB	S	VS
H	NB	S	S	S	H	NB	S	S	VS
NB	S	S	S	S	NB	S	S	S	VS
S	S	S	S	VS	S	S	S	S	VS
VS	S	S	VS	VS	VS	S	S	VS	VS
قواعد محرك الغموض لتشخيص مرض الظهر					قواعد محرك الغموض من أجل MP ∈ NB				
قواعد محرك الغموض من أجل MP ∈ H					قواعد محرك الغموض من أجل MP ∈ VS				
MR	H	NB	S	VS	MC	H	NB	S	VS
MC	H	H	NB	NB	MC	H	H	NB	NB
H	H	H	NB	NB	H	H	H	NB	NB
NB	H	NB	S	S	NB	H	NB	S	S
S	NB	S	S	S	S	NB	S	S	S
VS	NB	S	VS	VS	VS	NB	S	VS	VS
قواعد محرك الغموض من أجل MP ∈ S					قواعد محرك الغموض من أجل MP ∈ VS				
MR	H	NB	S	VS	MC	H	NB	S	VS
MC	H	NB	S	S	MC	H	NB	S	VS
H	NB	S	S	S	H	NB	S	S	VS
NB	S	S	S	S	NB	S	S	S	VS
S	S	S	S	VS	S	S	S	S	VS
VS	S	S	VS	VS	VS	S	S	VS	VS
قواعد محرك الغموض لتشخيص مرض الحوض					قواعد محرك الغموض من أجل MP ∈ NB				
قواعد محرك الغموض من أجل MP ∈ H					قواعد محرك الغموض من أجل MP ∈ VS				
MR	H	NB	S	VS	MC	H	NB	S	VS
MC	H	H	NB	NB	MC	H	H	NB	NB
H	H	H	NB	NB	H	H	H	NB	NB
NB	H	NB	S	S	NB	H	NB	S	S
S	NB	S	S	S	S	NB	S	S	S
VS	NB	S	VS	VS	VS	NB	S	VS	VS
قواعد محرك الغموض من أجل MP ∈ S					قواعد محرك الغموض من أجل MP ∈ VS				
MR	H	NB	S	VS	MC	H	NB	S	VS
MC	H	NB	S	S	MC	H	NB	S	VS
H	NB	S	S	S	H	NB	S	S	VS
NB	S	S	S	S	NB	S	S	S	VS
S	S	S	S	VS	S	S	S	S	VS
VS	S	S	VS	VS	VS	S	S	VS	VS
قواعد محرك الغموض لتشخيص مرض البطن					قواعد محرك الغموض من أجل MP ∈ NB				
قواعد محرك الغموض من أجل MP ∈ H					قواعد محرك الغموض من أجل MP ∈ VS				
MR	H	NB	S	VS	MC	H	NB	S	VS
MC	H	H	NB	NB	MC	H	H	NB	NB
H	H	H	NB	NB	H	H	H	NB	NB
NB	H	NB	S	S	NB	H	NB	S	S
S	NB	S	S	S	S	NB	S	S	S
VS	NB	S	VS	VS	VS	NB	S	VS	VS
قواعد محرك الغموض من أجل MP ∈ S					قواعد محرك الغموض من أجل MP ∈ VS				
MR	H	NB	S	VS	MC	H	NB	S	VS
MC	H	NB	S	S	MC	H	NB	S	VS
H	NB	S	S	S	H	NB	S	S	VS
NB	S	S	S	S	NB	S	S	S	VS
S	S	S	S	VS	S	S	S	S	VS
VS	S	S	VS	VS	VS	S	S	VS	VS
قواعد محرك الغموض لتشخيص مرض الصدر					قواعد محرك الغموض من أجل MP ∈ NB				
قواعد محرك الغموض من أجل MP ∈ H					قواعد محرك الغموض من أجل MP ∈ VS				
MR	H	NB	S	VS	MC	H	NB	S	VS
MC	H	H	NB	NB	MC	H	H	NB	NB
H	H	H	NB	NB	H	H	H	NB	NB
NB	H	NB	S	S	NB	H	NB	S	S
S	NB	S	S	S	S	NB	S	S	S
VS	NB	S	VS	VS	VS	NB	S	VS	VS
قواعد محرك الغموض من أجل MP ∈ S					قواعد محرك الغموض من أجل MP ∈ VS				
MR	H	NB	S	VS	MC	H	NB	S	VS
MC	H	NB	S	S	MC	H	NB	S	VS
H	NB	S	S	S	H	NB	S	S	VS
NB	S	S	S	S	NB	S	S	S	VS
S	S	S	S	VS	S	S	S	S	VS
VS	S	S	VS	VS	VS	S	S	VS	VS

على سبيل المثال: إذا كان متوسط توضع الواحدات ينتهي إلى مجموعة الانتماء H أي $MP \in H$ وكان متوسط أسطر الواحدات ومتوسط أعمدة الواحدات تنتهي للمجموعة ذاتها، سيكون ناتج عملية فك التغميض ينتهي إلى مجموعة الأصحاء H، وتكتب القاعدة الغامضة وفق الآتي:

If (MR is H) and (MC is H) and (MP is H) then (IBR is H)

حيث IBR: نسبة مرض الدماغ (ill brain rate)، بالطريقة ذاتها تكتب (64) قاعدة غموض لكل نموذج خاص بتشخيص كل مرض مع مراعاة توزيع مجالات قيم متوسط توضع الواحدات والأسطر والأعمدة تبعاً لمجال توزيع قيم السمات المبينة في الشكل (2) ومراعاة فك التغميض، حيث يكون متوافقاً مع المرض المطلوب تشخيصه قزحياً.

$$MSE = \frac{\sum_{i=1}^{384} SE_i}{384} \quad (8)$$

حيث SE_i مربع الخطأ للعينة i ويعطى بالعلاقة:

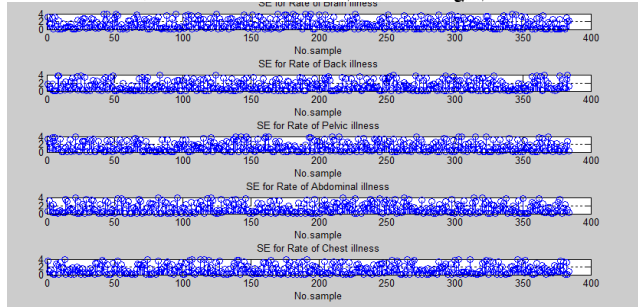
$$SE_i = (RF_i - RC_i)^2 \quad (9)$$

حيث RF_i (Rate in Fuzzy) هي نسبة المرض الذي حصلنا عليه من النموذج الغامض للعينة i .

و RC_i (Rate in Clinic) هي نسبة المرض المشخص في العيادة الطبية للعينة i .

ومنه تكون الدقة المتوسطة للنماذج الخمسة 98.6223%، وهي نسبة عالية ومقبولة طبياً. أجريت مقارنة بناءً على نتائج تم استخراجها من قاعدة البيانات ذاتها للأمراض ذاتها: (الدماغ، والظهر، والحوض، والبطن، والصدر) بعد تطبيق تقنيتي Support vector machine (SVM) والشبكات العصبونية متعددة الطبقات Multi-Layer Neural Network كما هو مبين في الجدول (4)، حيث تم تطبيق هاتين التقنيتين؛ بغية المقارنة من حيث فعالية الطريقة المستخدمة؛ وذلك لندرة الأبحاث الأخرى التي قامت باستخدام قاعدة البيانات ذاتها للأمراض ذاتها.

الشكل (5) قيم مربع الخطأ لكل مرض تم تشخيصه حديثاً بالاعتماد على المنطق الغامض



الجدول (3) قيم متوسط مربع الخطأ (MSE) ودقة تشخيص لصور قاعدة البيانات "phoenix"

نموذج التشخيص القرحة الغامض	MSE	الدقة
مرض الدماغ	1.4070	98.599
مرض الظهر	1.3324	98.667
مرض الحوض	1.3830	98.6170
مرض البطن	1.3824	98.6176
مرض الصدر	1.3838	98.6162

الجدول (4) مقارنة نتائج الطريقة المقترحة مع الطرق الأخرى

الدقة	التقنية المستخدمة
88.16%	Support vector machine (SVM)
91.2%	شبكة عصبونية متعددة الطبقات Multi-Layer Neural Network
98.6%	المنطق الغامض Fuzzy Logic

4. الخاتمة

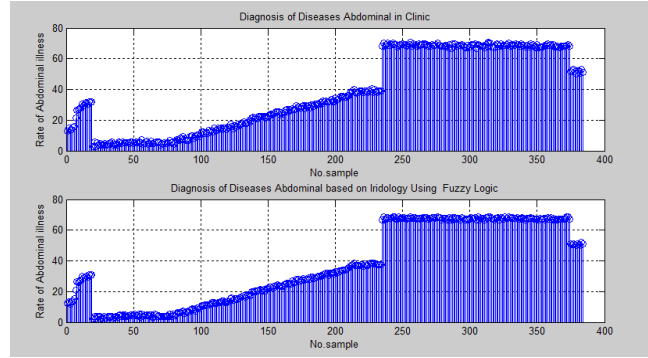
تم في هذا البحث تحليل قاعدة البيانات "phoenix"، وتطبيق عمليات تسوية الصورة، واستخلاص شريط القرحة وخصائصها، ثم بناء خمسة نماذج، فكل نموذج يلعب دوراً في تشخيص مرض محدد، وقد أعطت النماذج الخمسة دقة تشخيص تجاوزت 98% بمتوسط دقة تشخيص قدره 98.6223%. وقد تفوق المنطق الغامض على تقنيتي SVM والشبكات العصبونية متعددة الطبقات، وأثبتت فعالية أعلى في تحديد نسب الأمراض، ويرجع سبب ذلك إلى أن مبدأ المنطق الغامض يقوم على معرفة النسب وتحديداتها عن طريق قواعد الغموض التي تبنى على خبرة مختصين في المجال العلمي ذاته الذي يعالجه المنطق الغامض، وترجع نسبة التشخيص العالية للطرق الثلاث التي تجاوزت 85% إلى اعتماد قاعدة بيانات خالية من عوامل الضجيج والتشويه التي تؤثر في دقة التشخيص.

نبذة عن المؤلفين

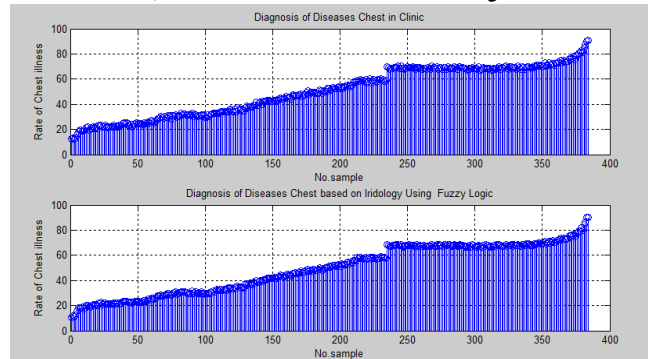
زكريا مهروسة

قسم هندسة الحواسيب، كلية الهندسة الكهربائية والإلكترونية، جامعة حلب، حلب، سوريا، 00963932338637, rmahrousa@hotmail.com

(ث.4) نسب تشخيص مرض البطن لصور قاعدة البيانات "phoenix"



(ج.4) نسب تشخيص مرض الصدر لصور قاعدة البيانات "phoenix"



إن نظام التشخيص القرحة بالاعتماد على المنطق الغامض يقوم على محاكاة الخبرة التي يتمتع بها الطبيب، لذلك من أجل تقييم النظام المصمم كان لابد من معرفة مدى تقارب نتائج التشخيص القرحة التي حصلنا عليها بوساطة المنطق الغامض من نتائج التشخيص الطبي، وبالتالي، يجب معرفة الفرق بينهما الذي يمثل الخطأ، لكن هذا الخطأ قد يكون بالزيادة أو النقصان، فمثلاً: قد يكون التشخيص الطبي أعطى نسبة تشخيص قدرها 78%، في حين تكون نسبة التشخيص بوساطة المنطق الغامض قدرها 76%، عندها يكون الخطأ هو (-2)، وقد يعطي التشخيص الغامض - نسبة مرض قدرها 79%، ومنه يكون الخطأ قدره (+1)، وبالتالي، عند إيجاد الفرق بين جميع النسب المشخصة قزحياً (سواء أكانت طبيياً من قبل طبيب أم ألياً بالمنطق الغامض) سنحصل على مجموعة من القيم السالبة والموجبة، ومنه لمعرفة مدى صحة ودقة النتائج وقياسها، ولا يمكن جمع هذه القيم بشكل مباشر أو أخذ متوسطاتها؛ لأن القيم السالبة سوف تلغي القيم الموجبة، للتخلص من هذه المشكلة، فتم تربيع قيمة الخطأ، ثم أخذ المتوسط، لذلك تم اختيار معيار متوسط مربع الخطأ وليس متوسط الخطأ؛ لمعرفة دقة وصحة النتائج؛ لأنها تعطي دلالة واضحة على مدى تقارب القيم المشخصة بالمنطق الغامض من القيم المشخصة في العيادة، أما نطاق أو مجال القيم التي تنتج عن حسابه، فهي تتراوح من (0)، وهي حالة عدم وجود أي خطأ، والقيمة الأعظمية (100²) في حال وجود خطأ أعظمي قدره (100) لجميع القيم، وفي النهاية تم تحليل نتائج النماذج الغامضة وفق معيار مربع الخطأ (SE (Square Error) بينها وبين نسب التشخيص الطبي من قبل الاختصاصيين (في العيادة)؛ وذلك بغية معرفة مدى دقة النماذج الغامضة التي تم بناؤها لإجراء التشخيص القرحة للأمراض الخمسة المدروسة.

يبين الشكل (5) قيم مربع الخطأ (SE) لكل مرض تم تشخيصه قزحياً بالاعتماد على المنطق الغامض، في حين يبين الجدول (3) قيم متوسط مربع الخطأ Mean Square Error (MSE) للنماذج الخمسة ودقة تشخيص كل نموذج لصور قاعدة البيانات كافة "phoenix"، حيث يعد معيار متوسط مربع الخطأ طريقة لقياس مدى تقارب نتائج تشخيص النموذج الغامض من نتائج التشخيص في العيادة الطبية، وكلما كانت قيمة MSE أقل (أصغر)، كانت النتائج أدق، ويتم حساب متوسط مربع الخطأ (MSE) وفق المعادلة الآتية (Nasrolahzadeh et al, 2016):

- based expert system for diagnosing cystic fibrosis. *Electron Physician*, 9(12), 5974–84, doi: 10.19082/5974.
- Hernández, F., Vega, R., Tapiá, F., Moroch, D. and Fuertes, W. (2019). Early detection of Alzheimer's using digital image processing through iridology: An alternative method. *Advances in Science, Technology and Engineering Systems Journal*, 4(3), 126–37.
- Inan, O., Arslan, D., Tasdemir, S. and Ozcan, M.M. (2011). Application of fuzzy expert system approach on prediction of some quality characteristics of grape juice concentrate (Pekmez) after different heat treatments. *J. Food Sci Technol*, 48(4), 423–31.
- Jensen, B. and Bodeen, D.V. (1991). *Visions of Health: Understanding Iridology*. New York, NY: Penguin Publishing Group
- Jogi, S.P. and Sharma, B.B. (2014). Methodology of Iris Image analysis for clinical diagnosis. In: *International Conference on Medical Imaging, m-Health and Emerging Communication Systems (MedCom)*, Greater Noida, India, 7–8/11/2014. DOI: 10.1109/MedCom.2014.7006010.
- Kusumaningtyas, E.M., Barakbah, A. and Hermawan, A.A. (2017). Feature extraction for application of heart abnormalities detection through iris based on mobile devices. *EMITTER International Journal of Engineering Technology*, 5(2), 312–27.
- Lane, H.E. (2012). *Diagnosis from the Eye, a New Art of Diagnosing with Perfect Certainty from the Iris of the Eye the Normal and Abnormal Conditions of the Organism in General and of the Different Organs in Particular. A Scientific Essay for the Public and Medical Professors*. Rarebooksclub.com.
- Narayanan, S.J., Paramasivam, I., Bhatt, R.B. and Khalid, M. (2015). A study on the approximation of clustered data to parameterized family of fuzzy membership functions for the induction of fuzzy decision trees. *Cybernetics and Information Technologies*, 15(2), 75–96, DOI: 10.1515/cait-2015-0030.
- Nasrolahzadeh, M., Mohammadpoori, Z. and Haddadnia, J. (2016). Analysis of mean square error surface and its corresponding contour plots of spontaneous speech signals in Alzheimer's disease with adaptive wiener filter. *Computers in Human Behavior*, 61(n/a), 364–71, doi: 10.1016/j.chb.2016.03.031.
- Novák, V., Perfilieva, I., and Močkoř, J. (1999). *Mathematical Principles of Fuzzy Logic*. Boston, MA: Springer.
- Pujari, V., Surve, R., Thanekar, K. and Panchal, K. (2019). Iris analysis for health diagnosis. *International Journal of Innovative Science and Research Technology*, 4(4), 303–07.
- Parashar, R. and Joshi, S. (2012). Comparative study of iris databases and UBIRIS database for iris recognition methods for non-cooperative environment. *International Journal of Engineering Research & Technology (IJERT)*, 1(5), n/a.
- Ray, A., Mahapatra, N., Das, S.S. and Mishra, A. (2018). Iris recognition using gabor filter and SURF feature detection technique. *The IUP Journal of Information Technology*, 14(2), 53–61.
- Samant, P., and Agarwal, R. (2018). Machine learning techniques for medical diagnosis of diabetes using iris images. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 157(n/a), 121–8. DOI: 10.1016/j.cmpb.
- Sivasankar, K., Sujaritha, M., Pasupathi, P. and Muthukumar, S. (2012). FCM based iris image analysis for tissue imbalance stage identification. In: *International Conference on Emerging Trends in Science, Engineering and Technology (INCOSSET)*, Tiruchirappalli, India, 13–14/12/2012. DOI: 10.1109/INCOSSET.2012.6513907.
- Shankar, S.G. and Manikandan, K. (2019). Diagnosis of diabetes diseases using optimized fuzzy rule set by Grey Wolf optimization. *Elsevier Pattern Recognition Letters*, 125(n/a), 432–8. DOI: 10.1016/j.patrec.2019.06.005.
- Wibawa, A.D., Sitorus, M. A. R. and Purnomo, M. H. (2016). Classification of iris image of patient chronic renal failure (CRF) using watershed algorithm and support vector machine (SVM). *Journal of Theoretical and Applied Information Technology*, 91(2), 390–6.

د. مهروسة حصل على الإجازة في الهندسة الكهربائية والالكترونية جامعة حلب عام 1989، ونال درجة الدكتوراه في تكنولوجيا الحاسب جامعة كارديف Cardiff School of Engineering المملكة المتحدة 2005، عضو هيئة تدريسية في جامعة حلب منذ عام 2006، أستاذ مساعد في كلية الهندسة منذ عام 2016، نشر العديد من الأبحاث في مجالات علمية محكمة، ورئيس قسم هندسة الحواسيب في كلية الهندسة لعدة سنوات، مشرف على مخبر النظم المنطقية ومخبر البرمجة في كلية الهندسة، مشرف على العديد من طلاب دراسات العليا ماجستير ودكتوراه.

عمار كيالي

قسم أمراض العين وجراحاتها، كلية الطب البشري، جامعة حلب، حلب، سوريا
ammarkayali@hotmail.com.00963933300678

د. كيالي حصل على الإجازة في الطب البشري جامعة حلب عام 1985، ونال درجة الدكتوراه في أمراض العين وجراحاتها جامعة كليمنت فرنسا 1994، عنوان أطروحة الدكتوراه "الزرق الوعائي التدريجي في سياق اعتلال الشبكية السكري"، عضو هيئة تدريسية في جامعة حلب منذ عام 2003، أستاذ مساعد في كلية الطب منذ عام 2011، أستاذ في كلية الطب منذ عام 2017، نشر العديد من أبحاث في مجالات علمية محكمة، ورئيس قسم أمراض العين وجراحاتها حالياً، مشرف على العديد من طلاب دراسات العليا ماجستير ودكتوراه.

لونا حمامي

قسم هندسة الحواسيب، كلية الهندسة الكهربائية والإلكترونية، جامعة حلب، حلب، سوريا،
e.lunahim@gmail.com.00963988334181

أ. حمامي حصلت على الإجازة في الهندسة الكهربائية والالكترونية قسم هندسة الحواسيب جامعة حلب، مدرسة في جامعة حلب، مشرف على الأعمال في كلية الطب منذ عام 2009، حصلت على درجة الماجستير في هندسة الحواسيب عام 2013، مدير أعمال في كلية الطب منذ عام 2016، طالبة دكتوراه في قسم هندسة حواسيب عام 2019. نشرت أبحاث عدة في مجالات علمية محكمة، رئيسة العديد من اللجان المهنية وعضو فعال في قسم ومركز ضمان الجودة في جامعة حلب، مهندس مستشار.

المراجع

- Amerifar, S., Targhi, A.T. and Dehshibi, M.M. (2015). Iris the picture of health: towards medical diagnosis of diseases based on iris pattern. In: *The Tenth International Conference on Digital Information Management (ICDIM)*, Jeju, South Korea, 21–23/10/2015, DOI: 10.1109/ICDIM.2015.7381861.
- Andana, S.N., Novamizanti, L. and Ramatryana, A. (2019). Measurement of cholesterol conditions of eye image using fuzzy local binary pattern (flbp) and linear regression. In: *IEEE International Conference on Signals and Systems (ICSigSys)*, Bandung, Indonesia, Indonesia, 16–18/07/2019.
- Arvacheh, E. M. (2006). *A Study of Segmentation and Normalization for Iris Recognition Systems*. Master's Dissertation, Waterloo University, Ontario, Canada.
- Bansal, A., Agarwal, R. and Sharma, R.K. (2018). Iris images based pre-diagnostic tool to predict obstructive lung diseases, *Biomedical Research, Special Section: Medical Diagnosis and Study of Biomedical Imaging Systems and Applications*, n/a(Special Issue), 517–22. DOI: 10.4066/biomedicalresearch.29-17-1998.
- Dobes, M., Martinek, J., Skoupil, D., Dobešová, Z. and Pospíšil, J. (2006). Human eye localization using the modified hough transform. *Elsevier Optik*, 117(10), 468–73.
- Dobes, M., Machala, L., Tichavský, P., and Pospíšil, J. (2004). Human Eye Iris Recognition Using the Mutual Information. *Elsevier Optik*, 115(9), 399–405.
- Dobes, M. and Machala, L. (2004). *UPOL Iris Image Database*. Available at: <http://phoenix.inf.upol.cz/iris/> (accessed on 10/10/2020).
- Dubois, D. and Prade, H. (1992). Fuzzy rules in knowledge-based systems. In: R. Ronald, R. Yager, and L.A. Zadeh (eds.) *An Introduction to Fuzzy Logic Applications in Intelligent Systems*. Boston, MA: Springer.
- Hassanzad, M., Orooji, A., Valinejadi, A. and Velayati, A. (2017). A fuzzy rule-