

Sixth Arab Conference on the Peaceful Uses of Atomic Energy, Cairo, Egypt, 14-18 Dec.2002

Solutions Of Special Forms of the Neutron Transport Equation Using Neural Networks

W.M. Ratemi¹, and E.S.Al-sagear²

1 Nuclear Engineering Department, Alfateh University, Tripoli, Libya

2 Plasma Lab., National Academy of Scientific Research, Tripoli, Libya

حلول أشكال خاصة لمعادلة الانتقال النيترونى باستخدام الشبكات العصبية

وجدى الرتيمى¹ و عصام الصغير² 1 قسم الهندسة النووية، جامعة الفاتح، طرابلس، ليبيا 2 معمل البلازما، الهينة القومية للبحث العلمى، طرابلس، ليبيا

خلاصــــة

إن الفيض النيترونى فى المفاعلات يمكن التعبير عنه بدقة باستخدام سسبعة متغيرات مستقلة وهى الموقع فى ثلاثة أبعاد (X,Y,Z) وطاقة النيترونات (Β) واتجاه النيترونات (Φ) Ω والزمن(t). هذا يجعل الحل التحليلى لمعادلة الانتقال النيترونى فى المفاعلات عملية مستحيلة حتى باستخدام أعقد وأسرع الحواسيب، مما يتطلب استخدام العديد من التسهيلات والافتر اضسات الفيزيائية والهندسية لحل معادلات أقل تعقيدًا. فى هذه الدراسة، تم تبنى مفهوم الشبكات العصبية لتميز ها بعدم ضرورة معرفة الخلفية الفيزيائية للنظام المراد دراسته، وبغض النظر عن خطيرة النظام من عدمها، وكذلك لتميز ها بالتعميم. لقد تمت دراسة حالات خاصبة لمعادلة الانتقال النيترونى فى بعض صورها مثل معادلة الإنتشار النيترونى فى بعد وثلاثة أبعساد، وكذلك فسى النظام من عدمها، وكذلك لتميز ها بالتعميم. لقد تمت دراسة حالات خاصبة لمعادلة الانتقال النيترونى فى بعض صورها مثل معادلة الإنتشار النيترونى فى بعد وثلاثة أبعساد، وكسناك فسى صورتها القطبية الزوجية ذات الرتبة الثانية لمعادلة الانتقال النيترونى فى بعض صورها مثل معادلة الإنتشار النيترونى فى بعد وثلاثة أبعساد، وكسناك فسى المورتها القطبية الزوجية ذات الرتبة الثانية لمعادلة الانتقال النيترونى وفى صورتها ذات التعدد أليترونى المائية الزوجية ذات الرتبة الثانية معادلة الانتقال النيترونى، وفى صورتها ذات التعدد معروتها القطبية الزوجية ذات الرتبة الثانية معادلة الانتقال النيترونى، وفى صورتها ذات التعد مورتها المائية والتعد فى الأبعاد. بعد التدريب المناسب لتصميمات منتوعة لبنية الشبكات العصبية فى تدرب عليها الشبكة. هذا يجعل الشبكات العصبية مناسبة للحسابات الفورية لعرض قيم الفيض للمفاعلات دون اللجؤ الى استخدام برامج حاسوبية متخصصة ، ومن ثم تكون الشبكات العصبية أداة فورية فعالة لأنظمة إتخاذ القرار اللازمة لمشغلي المفاعلات.

Abstract

The neutron transport equation represents the description of the neutron flux in nuclear reactors as a function of seven independent variables. Three of these are spacial (X,Y,Z), one for the neutron energy (E), and two for the neutron direction $(\Omega:\theta,\phi)$, and one for the time (t). This complicated dependence makes the analytical solution of the neutron transport equation a quite tedious job, and almost impossible even with the use of highly sophisticated computers. This resulted in many simplification for the purpose of its solution. In this study, the neural network concept has been adopted for tackling such problem in stages. In Neural networks there is no need to know the physical principles of the system, neither it necessitates the linearity of the system to be analyzed, and furthermore, the network has the capability of generalization. Special forms of the neutron transport equation have been used as reference models to train the different neural network architectures. Such reference models are; the time independent one group diffusion equation in one dimensional, and three dimensional cases, and multi-energy two dimensional diffusion equation, and finally the second order even parity form of the neutron transport equation. After the appropriate training of the designed networks, such networks were able to predict the flux behavior at points not trained with. These networks can be used to calculate the desired neutron fluxes without the use of complicated computer codes, and this can be a valuable tool for descision support systems used by nuclear reactor operators.

المقدمة

النمذجة والمحاكاة تعد أحد النقنيات الحديثة لفهم النظم الفيزيائية. كما أن النمذجة المستندة على الإشتقاق الفيزيائى تحتاج الى المام عميق بالطواهر الفيزيائية الحادثة والدراية الرياضية المناسبة لتمثيل (نمذجة) هذه الطواهر رياضيا بدقة، حتى يتسنى المحاكاة المناسبة للمنظومة المعنية. إن التقدم الملحوظ فى تقنية الشبكات العصبية حديثا، جعل منها منافس جيد لإستنباط نموذج رياضى لا يتطلب البتة المعرفة المسبقة للأسس الفيزيائية للمنظومة، إنه فقط يحتاج الى معرفة قيم محدودة (مقاسة أو محسوبة مبدئيسة) لغرض المقارنة والتدريب للشبكة المصممة. بعد التأكد من النتائج المبدئية، يمكن للشسبكة التعميم ، ومن ثم تقوم الشبكة بمعرفة المخرج المناسب المناظر لمدخلات خسارج نطاق التدريب، فهى إذا تكون قادرة على معرفة العلاقة بين المدخل والمخرج ، ومن ثم تكون قد نجحت فى نمذجة ومحاكاة المنظومة المعنية.

فى هذه الورقة، نستعرض أشكال خاصة متنوعة لمعادلة الانتقال النيترونى حيب تم استخدام النموذج المرجعى (معادلة الإنتشار النيترونى : أحد صور معادلة الانتقال النيترونى المبسطة) كأحد الحالات لتدريب الشبكة العصبية لحساب الفيض (x,y,c), وذلك فىحالة مفاعل على شكل شريحة Slab Reactor، وكذلك لحساب الفيض (x,y,z)لمفاعل ثلاثى الأبعاد parrallelopiped . الفيض المرجعى للحالتين تم الحصول عليه من الحل التحليلي للمعادلتين المعنيتين . هذا وقد تم استخدام نموذج مرجعى عددي لصورة أخرى مبسطة لمعادلة الانتقال النيترونى ، نتصف بثنائية البعد فى جانب المتغير المستقل (الموقع) ، مع مكاملة الاعتماد الزاوى باستخدام دوال السنغم الكرى وذلك لحساب (x,y,Ω) . أيضا تتاولت هذه الورقة نموذج مرجعى آخر عددي لمعادلة المفردة (النيترونى ، منتصف بثنائية البعد فى جانب المنغير المستقل الموقع)، مع مكاملة الاعتماد الزاوى باستخدام دوال السنغم الكرى وذلك لحساب (x,y,Ω) . أيضا تتاولت هذه الورقة نموذج مرجعى آخر عددي لمعادلة الانتقال النيترونى تستند على المتغيرين المستقلين للموقع ، والطاقة وذلك لحساب الفيض وذلك معادل.

يلي عرض النماذج المرجعية تقديم لمفهوم الشبكات العصبية كجانب تطبيقى للنمذجة والمحاكاة، ثم يتم إستعراض نتائج المحاكاة للنمذجة باستخدام الشبكات العصبية مع المقارنة بنتائج المحاكاة بالنمذجة التقليدية لبعض الحالات المختارة. النتائج مشجعة لتتاول حل الصورة الكاملة لمعادلة الانتقال النيترونى المستندة على المتغيرات المستقلة السبعة، وذلك لعدد محدود من التجزئة العددية للمتغيرات والتى بسدورها ، وبفضل مقدرة بعد، بتم تدريب الشبكة العصبية بذلك العدد المحدود والتى بسدورها ، وبفضل مقدرة التعميم، يمكنها حساب الفيض النيترونى (المخرج Output) عند تجزئات عدديسة (مدخلات Input) متعددة وجديدة غير مُدرب عليها من قبل الشبكة. النماذج المرجعية لأشكال خاصة لمعادلة الانتقال النيترونى :

تعد معادلة الانتقال النيترونى Neutron Transport Equation أحد أهم وأشمل معادلة تحكم تصرف النيترونات، حيث تأخذ فى الحسبان سبعة متغيرات مستقلة لتوصيف فيض النيترونات، هذه المتغيرات تضم ثلاثة متغيرات للموقع (x,y,z) ومتغير للطاقــة Eومتغيران للزاوية المجسمة(θ,φ) ومتغير للزمن t . هذا التوصيف للنيترون أو مايسمى بمعادلة الانتقال النيترونى يعبر عنه بالمعادلة التالية [1]:

$$\frac{1}{v}\frac{\partial\varphi}{\partial t} + \underline{\Omega} \cdot \underline{\nabla}\varphi + \Sigma_{t}(\underline{\mathbf{r}}, \mathbf{E})\varphi(\underline{\mathbf{r}}, \mathbf{E}, \underline{\Omega}, t) =$$

$$\int_{4\pi} d\underline{\Omega}' \int_{0}^{\infty} d\mathbf{E}' \Sigma_{s}(\mathbf{E}' \to \mathbf{E}, \underline{\Omega}' \to \underline{\Omega})\varphi(\underline{\mathbf{r}}, \mathbf{E}', \underline{\Omega}', t) + \mathbf{s}(\underline{\mathbf{r}}, \mathbf{E}, \underline{\Omega}, t)$$
(1)
(1)

بشرط ابندائی
$$\varphi(\underline{r}, \underline{E}, \underline{\Omega}, 0) = \varphi_0(\underline{r}, \underline{E}, \underline{\Omega})$$

وبشرط حدی $\varphi(\underline{r}_s, \underline{E}, \underline{\Omega}, t) = 0$

هذه المعادلة إذا ما حولت الى الصورة العددية بحيث تم تجزئة كل من المتغيرات السبعة الى عدد من الأجزاء Meshes التطبيقية مسثلا =x=100, y=100, z=100, E = التي تحكم الفيض 00=φ, 00=0 ، فسوف تكون هناك عدد 10⁹ من المعادلات الآنية التى تحكم الفيض النيترونى عند كل وحدة زمن يلزم حلها، وهذا الرقم الكبير جدا يجعل حتى أعظم الحواسيب عاجزة عن أداء المهمة. شكل 1 يوضح اعتمادية الفيض على المتغيرات وعلاقتها بالتجزئة العددية لكل متغير مستقل.

صعوبة إيجاد حل معادلة الانتقال النيترونى فى صورتها الكاملة المعرفة فى المعادلة (1) استوجب استخدام التقريبات المناسبة حسب الدراسة المطلوبة، ففى حالمة الثبات Steady state يمكن تجاهل التأثير الزمنى، وفى حالمة دراسة الحجب Shielding ، يتطلب إبقاء تأثير الاعتماد الزاوى angular dependence، وفى حالمة دراسة التصرف النيترونى بطاقة واحدة يتم تجاهل الاعتمادية على طاقة النيترونات، كما أن فى حالة افتراض المفاعل شريحة لا نهائية Slab Infinite يمكن تجاهل تأثير بعدين من الثلاثة أبعاد.



شكل 1 التجزئة العددية للمتغيرات المستقلة وتأثيرها على حل معادلة الانتقال النيتروني

أحد هذه التقريبات المهمة لمعادلسة الانتقال النيترونسى هو تقريسب إنتشار النيترونات Neutron Diffusion [2] وهو يُعرَّف بالمعادلة التالية (او ما تسمى بمعادلة المغاعل) :

$$\nabla^2 \phi(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{z}) + \mathbf{B}^2 \phi(\mathbf{x}, \mathbf{y}, \mathbf{z}) = \mathbf{0}$$
 (2)

حيث تمثل Buckling وهو يحمل النيترون Buckling وهو يحمل الخصائص النيترونية للوسط متمثلة فى معامل الإنتشار و المقاطع العرضية العينية الخصائص النيترونية للوسط متمثلة فى معامل الإنتشار و المقاطع العرضية أن Macroscopic cross sections للإمتصاص والانشطار . يلاحظ فى هذه المعادلة أن عدد المتغيرات تقلص الى ثلاثة فقط من مجموع السبعة المتغيرات. هذا ويمتل $\frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2} + \frac{\partial^2}{\partial x^2}$ ما يسمى اللابلاسين Laplacian وهو يعنّى بالشكل الهندسى للوسط . شكل آخر لمعادلة انتقال النيترونات التى تأخذ فى الحسبان تأثير طاقة النيترونات، هو ما تسمى بمعادلمية إنتشمار النيترونمات متعمددة مجموعمم الطاقمات . Multi-energy group diffusion equation . وهى تأخذ الشكل التالى [3]:

$$\nabla \cdot D_g \nabla \phi_g + \Sigma_T \phi_g = \sum_{g'} \Sigma_{sg' \to g} \phi_{g'} + \sum_{g'} \nu \Sigma_{fg} \phi_{g'} \qquad g = 1, 2, \dots, G$$
(3)

حيث يمثل الطرف الأيسر من المعادلة فقد النيتروذات من مجموعة الطاقة g والذى يشمل حد هروب النيترونات Leakage ، وحد إمتصاص النيترونات مضافا اليه الاستطارة من مجموعة الطاقة g. فى حين يمثل الطرف الأيمن من المعادلة كسب النيترونات لصالح المجموعة g، ممثلة فى الاستطارة الى المجموعة من باقى المجموعات الأخرى وأيضا النيترونات الناتجة من انشطارات بسبب المجموعات الأخرى.

شكل آخر لمعادلة الانتقال النيترونى، والذى يؤخذ بالحسبان فيه، بالإضافة السى متغير الموقع، تأثير الاعتماد الزاوى Angular dependence من خال استخدام النغمات الكرية spherical harmonics فى التعبير عن ذلك الاعتماد. المعادلة المعبرة عن ذلك والتى تعتبر معادلة الانتقال النيترونى فى شكلها المسمى بالقطبية الزوجيسة ذات الرتبة الثانية Second order even parity form هى[4]:

الشبكات العصبية والخوارزمية اللازمة للنمذجة

حديثا كسبت الشبكات العصبية[5-7] اهتماما متزايدا من قبل الباحثين بعد الركود الذى كان خلال الثمانينيات من القرن الماضى. وشملت التطبيقات العديد من التخصصات واستخدمت لغرض التحكم Controlوالتعرف Recognition، و النمذجة Modeling ، وغيرها.

تتميز الشبكة العصبية بكونها قادرة على التعلم من خلال حساباتها لبعض الوزنات Weights وتعديل هذه الوزنات حتى تتوافق مخرجات الشبكة مع النماذج المرجعية المُقارَن بهما. أيضما تتصف الشمبكة العصمية بكونها قمادرة على التعميم ومعارزن بهما. أيضما تتصف الشمبكة العصمية بكونهما قمادرة على التعميم تدريبها عليها. وتميز أيضا الشبكة بكونها تستطيع أداء مهمتهما بدون معرفة البناء تدريبها عليها. والتمثيل الرياضي للمنظومة المراد در استها، فقط تحتاج المى مجموعة مس الفيزيات الفيزيات والتمثيل من ذلات الشبكة مع المراحيم والتريبية عليها. وتميز أيضا الشبكة بكونها تستطيع أداء مهمتهما بدون معرفة البناء الفيزيائي والتمثيل الرياضي للمنظومة المراد در استها، فقط تحتاج المى مجموعة مسن الفيزيائي والتمثيل من مدخلات ومخرجات محدودة لغرض تدريبها، وهى بالتالي لا يهمها البيانات المناظرة بين مدخلات ومخرجات محدودة لغرض تدريبها، ومن بالتالي لا يهمها يهما ريان المنظومة أو دون ذلك. هذه المزايا جعلت الشبكات العصبية محط أنظار

البنية الأساسية للشبكة العصبية هى العصبة (النيـرون Neuron) وهــى تمثــل بالشكل الموالى:



حيث هذا النيرون يعتبر وحدة تشغيل processing unit تقوم بأداء خمسة أعمال هى: 1 -تستقبل المدخل x و الموجهة θ (biase) 2 - تضرب المدخل x فى الوزنة w والموجهة θ فى وزنتها b 3 - تجمع حاصل المدخلات مع الوزنات المناظرة

4 - التمرير على دالة الحث أو التتشيط Activation function أو دالية التحويل Transfer function

5 – عرض المخرج y وظيفة الموجهات هو ضمان إستمرارية تحديث الوزنات فى حالة كـــان المــدخل

صغرا، حيث أن صفرية المدخل تقتل تحديث الوزنات.

نتشكل مجموعة العصبات (النيرونات) فى شبكة عصبية نتسم فى العادة بـ ثلاث طبقات، وهى طبقة المدخل input layer x_i والطبقة المخفية Hidden layer z_k ، وطبقة المخرج Output layer y_j، كما هو موضح فى الشكل التالى:



شكل 3 تصميم بناء الشبكة العصبية

بمقارنة مخرج النموذج المرجعى مع مخرج الشبكة العصبية من خلال حساب الخطأ والذى يستخدم فى خوارزمية الإنتشار الخلفى Backpropagation algorithm يتم تعديل الوزنات بطريقة قانون دلتا العام Generalized delta rule. الشلكل التالى يوضح مخطط حسابات الشبكة العصبية.



شكل 4 مخطط حسابات الشبكة العصبية

خلال تحديث الوزنات (أى خلال التدريب) إما تدرب الشبكة على قيمة واحدة للمدخل، ويتم تعديل الوزنات حتى نصل الى خطأ صغير جدا بين المخرج المرغوب ومخرج الشبكة. هذا التدريب جيد للتنبؤ بنفس المخرج لنفس قيمة التدريب، ولا تفلح الشبكة فى إستنباط المخرج المناسب لقيم أخرى من المدخل. أو يتم التدريب بطريقة التتابع Streaming لقيم المدخل المختارة ، سواء لسلسلة محدودة يتم إعادة التدرب عليها بعد إنتهائها، أو بسلسلة قيم مستمرة، وفى هذه الحالة يتم تحديث الوزنات عند كل قيمة. والحالة الثالثة للتدريب هى طريقة الحزمة ملاحل ميث يحسب الخطا بسين المخرج المرغوب ومخرج الشبكة لكل قيمة من حزمة المدخل ، عليه عليه عنه عليه المرغوب ويتم يتم إعادة التدرب عليها والحالة الثالثة للتدريب هى طريقة الحزمة المدخل ، عنه بعد إنتها تم يتم المناسب المغطا ويقارن بقيمة عكما هو موضح بالمعادلة التالية:

$$\frac{1}{2} \frac{\left[\sum_{i=1}^{J} e_{ij}\right]^{2}}{I} \leq \varepsilon$$
 (5)

عند عدم تحقق هذا الشرط يتم تحديث وزنات الشبكة. هذه الطريقة تعد الأفضل. بتحديد الوزنات لكل طبقات الشبكة العصبية التى تجعل توافق مناسبا (خطأ صغير جدا) بين المخرج المرغوب (المخرج المرجعى) ومخرج الشبكة العصبية ، يمكن استخدام الشبكة لغرض حساب المخرج المناسب لنفس المدخل الذى نربت عليه، أو لأى مدخلات بينية(أى بين القيم التى دربت عليها الشبكة). وذلك بحساب المخرج من المعادلة التاليسة الخاصة بتصميم الشبكة ذات البناء الموضح فى شكل 3 بدلالة دالة الحث (السيقمويد). فى حالة تغير دالة الحث، يتم إدراج تلك الدالة بدلا عن دالة السيقمويد.

$$y_{j} = f(x_{i}) = Sig_{j} \left(\sum_{k=1}^{k+1} w_{kj} Sig_{k} \left(\sum_{k=1}^{k+1} w_{ik} x_{i} \right) \right)$$
(6)

$$i > I, x_i = \theta_k, w_{ik} = b_k$$

 $k > K, w_{ki} = b_i, Sig_k = \theta_i$
وعندما

118

جدول 1 : خوارزمية حساب الوزنات المتنوعة للطبقات

المعادلة	البيان	
$\underline{\mathbf{x}} = [\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2, \mathbf{x}_3, \dots, \mathbf{x}_l]^T$	متجه المدخل	1
$\operatorname{net}_{k} = \sum_{i=1}^{k} W_{ik} X_{i}$	محصلة المدخلI في وزنات الطبقة	2
i=1	المخفية(مضمنة الموجهاتK)	3
$Z_{k} = f_{k} (net_{k})$	دالة الحث أو التنشيط للطبقة الخفية (مخرج	4
$\operatorname{net}_{j} = \sum_{k=1}^{N} w_{kj} Z_{k}$	النيرون المخفى (z _k	5
$\mathbf{v}_{i} = \mathbf{f}_{i} (\mathbf{net}_{i})$	محصلة z _k في وزنات طبقة المخرج مضمنة	6
$\delta_i = (\mathbf{d}_i - \mathbf{y}_i)\mathbf{f}'_i \text{ (net}_i)$	موجهة نيرون المخرج	/ 8
	دالة الحث لطبقة المخرج (مخرج نيرون	9
$O_k = I_k (\operatorname{nel}_k) \sum_{j=1}^{k} O_j W_{kj}$	المخرج)	10
$w_{kj}(t+1) = w_{kj}(t) + \eta \delta_j Z_k$	حساب الخطأ لنيرون المخرج	11
$w_{ik}(t+1) = w_{ik}(t) + \eta \delta_k x_i$	حساب الخطأ للنيرون المخفى (إنتشار خلفي)	12
$b_{j}(t+1) = b_{j}(t) + \eta \delta_{j} \theta_{j}$	تجديد الوزنات لطبقة المخرج	
$b_{k}(t+1) = b_{k}(t) + \eta \theta_{k} z'(k) \sum_{j}^{J} \delta_{j}$	تجديد الوزنات للطبقة المخفية	
j-1	تجديد موجهات المخرج	
$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^{2} (d_j - y_j)^2$	تجديد موجهات الطبقة المخفية	
	إيقاف الحسابات عندما يكون الخطأ صغير جدا	
$f(x) = x \Rightarrow f'(x) = 1$ دلة خطية $f(x) = \operatorname{Sig}(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \Rightarrow f'(x) = f(1-f)$		

4. تطبيقات

الآن سيتم دراسة ثلاث حالات تستناول حسابات الفسيض النيترون ي باسستخدام الشبكات العصبية. في كل حالة سيتم تصميم الشبكة العصبية الملائمة ، ويتم تدريبها بناء على نماذج مرجعية لحالات خاصة من معادلة انتقال النيترونات. أولاهما تكون معادلسة المفاعل المعتمدة على الموقع (معادلة إنتشار النيترون المستقلة عسن السزمن، ذات المجموعة الواحدة من النيترونات) وذلك في حالة مفاعل على شسكل شسريحة ، وحالسة مفاعل ذى ثلاث أبعاد. الحالة الثانية تستناول حل معادلة انتقال النيترونات مسهلة لحساب الفيض النيترونى المعتمد على الطاقة والأبعاد (معادلة إنتشار النيترونات المستقلة عن الزمن ومتعددة الطاقة وذات بعدين)، حيث يكون النموذج المرجعى حسابات الفيض الناتجة من برنامج أيرتاق Irrtag . الحالة الأخيرة تستناول حساب الفيض النيترونى فى بعدين بعد تضمين حسابات الاعتماد الزاوى للفيض عن طريق التعبير عن ذلك الاعتماد بدوال النغمات الكرية. هذا وقد استخدمت وحدة الشركات العصرية التابعة لبرنامج مطاطلة لتريب الشبكات العصبية المصممة للحالات السابقة الذكر، حيث أن تلك الآداة تستخدم خوارزمية الإنتشار الخلفى لحساب الوزنات فى البداية ثم تتحول الخوارزمية الى خوارزمية ليغينبيرج ماركواردت النهائية.

$\Phi(\mathbf{r})$ حسابات الفيض المعتمد على الموقع 1.4

فى هذه الدراسة تم تصميم الشبكة العصبية ببناء 1-2-1 (مدخل واحد، ونيرونين للطبقة المخفية، ونيرون للمخرج) ، والذى نستج عنها حسباب 4 الوزنات Weights اثنان بين المدخل والطبقة المخفية، واثنان بين المخفية والمخرج. أما الموجهات Baises المحسوبة فهى ثلاث اثنان لنيروني الطبقة المخفية وواحدة للمخرج. الشكل التالي يوضح توزيع الفيض المحسوب باستخدام الشبكة العصبية بالمقارنة مع نتائج النموذج المرجعي لحل المعادلة (2) لمفاعل على شكل شريحة لانهائية. لقد تسم تمريب الشبكة بثمان مدخلات ممثلة للموقع مع نظيراتها الممثلة للمخرج (xi,qi)، شم تمكنات الشبكة من حساب الفيض عند النقاط الأخرى غير المدربة عليها.



شكل 5 توزيع الفيض في البعد x للشريحة

الحالة الثانية هى دراسة الفيض فى مفاعل بثلاث أبعاد Parallelopiped ، حيث أن الشبكة العصبية ذات تصميم 1-5-51-3 بمعنى ثلاث محكلات (x,y,z) و خمسة عشر نيرون فى الطبقة المخفية الأولى وخمسة نيرونات فى الطبقة المخفية الثانية و نيرون واحد للمخرج (الفيض) . عدد الوزنات لهذه الشبكة كان على النحو التالي: 5 لطبقة المخرج، 75 وزنة بين الطبقة المخفية الأولى والثانية، و 45 بين المدخل والطبقة المخفية الأولى، أما عدد الموجهات فكانت 1 لنيرون المخرج، و5 موجهات لنيرونات الطبقة المخفية الثانية، و 15 للطبقة المخفية الأولى.

المرجعي لحل المعادلة (2) لمفاعل ثلاثي الأبعاد .



شكل 6 حل الشبكة العصبية لتوزيع الفيض في مفاعل ثلاثي الأبعاد

122

 $\Phi(x,y,\Omega)$ حسابات الفيض المعتمد على الموقع والزاوية $\Phi(x,y,\Omega)$

والآن يتم حساب الفيض النيترونى فى البعدين x,y لوضعية مصدر مربع ببعد 1cm فى إتجاه x ، و 1cm فى إتجاه y محاط بعاكس بسمك 5cm فــى ذات الإتجاهين . لقد تم استخدام النموذج المرجعى لهذه الحالة أى معادلة الانتقال النيترونى فى صورتها ذات الرتبة الثانية بقطبية زوجية، المعبر عنها بالمعادلة (4). الشبكة العصبية صممت ببناء 1-4-4-2 . وقد تم حساب الوزنات والموجهات المناسبة والتى أنتجت الفيض المبين بالشكل 7.



شكل 7 توزيع الفيض النيترونى لمصدر محاط بعاكس

 $\Phi(\mathbf{x},\mathbf{y},\mathbf{E})$ حسابات الفيض المعتمد على الموقع والطاقة 3.4

فى هذه الحالة، لقد تم استخدام برنامج Intag كنموذج مرجعى المستند على حل المعادلة3 وذلك لتزويد الشبكة بالبيانات اللازمة لغرض تدريبها، والمتمثلة فى عدد محدود من الفيوض عند قيم مختلفة منx,y,E.

لقد تم تصميم الشبكة ببناء 1-11-11-1 بمعنى ثلاث مدخلات تمثل x,y,E (حيث E تمثل طاقتين للنيترونات إما نيترونات سريعة أو نيترونات بطيئة) ، مع أحد عشر نيرون خفى فى الطبقة الأولى، ومثيلهم فى الطبقة الخفية الثانية، مع نيرون واحد للمخرج. هذا وقد استخدمت دالة خطية كدالة تتشيط لنيرون المخرج، فى حين تم استخدام دالة logsigmoide للطبقة الخفية الثانية، و دالة tansigmoide للطبقة الخفية الأولى. اقد تم تدريب الشبكة لحساب 23 موجهة biases وعدد إجمالى للوزنات قدره 177 وزنة بينهم 11 وزنة للمخرج، 122 وزنة بين الطبقتين المخفيتين، و 44 وزنة بسين المحذل والطبقة الخفية الأولى. الأسكال التالية تبين شكل الفيض المحسوب بالشبكة العصبية مقارنة بشكل الفيض المحسوب ببرنامج Irrtag ديث يمثل الشسكل 8 توزيم الفيض بحسابات الشبكة العصبية، والشكل 9 يمثل توزيع فيض النيترونات الفيض بحسابات الشبكة العصبية. هذا ويمثل الشكل 9 يمثل توزيع فيض النيترونات الفيض بحسابات الشبكة العصبية، والشكل 9 يمثل توزيع فيض النيترونات الفيض بحسابات الشبكة العصبية. هذا ويمثل الشكل 10 الخطأ النسبى بسين حسابات الفيض بالشبكة مقارنة بحسابات برنامج Irrtag وذلك لفيض النيترونات الفيض بحسابات الشبكة العصبية. هذا ويمثل الشكل 10 الخطأ النسبى بسين حسابات الفيض مترافق كثيرا . وهى ذات النتيجة لفيض النيترونات السريعة، يلاحل

لقد لوحظ فى الدراسة أن كفاءة الشبكة العصبية تتراوح بين 50% السى 90% ، و الإختلاف يحدث دائما عند الأطراف، مما يتطلب مزيدا من البحث فى هذا الجانب.





شكل 9 الفيض النيتروني السريع بحسابات الشبكة العصبية



شكل 10 الخطأ النسبى لفيض النيترونات السريعة بين حسابات الشبكات العصبية وحسابات برنامج Irrtag

الإستنتاج

إن النتائج أظهرت توافق مع نتائج النماذج المرجعية، إلا أنه فى بعض الحالات كانت النتائج ليست متوافقة فى أطراف المفاعل، مما يتطلب مزيدا من البحث فى هذا المضمار. إن نموذج الشبكة العصبية يعد آداة حسابية فعالة فى حالة حسابات الفيض فى أزمنة أسرع من الزمن لغرض دراسات آنية On-Line للمفاعلات. كما أنه من الناحية التطبيقية يمكن تصميم مقياس فيض معتمد على الشربكة العصربية Neural Network متعددة على الشربكة العصربية العصربية المفاعلات. كما أنه من الناحية التطبيقية يمكن تصميم مقياس فيض معتمد على الشربكة العصربية Neural Network متعددة التطبيقية من الزمن عند مواقع متعددة التطريق التقليدية ، ثم تغذية هذه القراءات للشبكة العصربية التى بدورها تتدرب على تلك القراءات حتى تحصل على الوزنات المناسبة للشبكة ومن ثم يمكن حساب الفيض عند مواقع مختلفة باستخدام الشبكة المصممة. وتَحسُبا التغير فى معاملات المفاعل، يتم دوريا إعادة حسابات الوزنات لغرض التهيئة الدائمة للشبكة Network . Calibration .

شكر وتقدير

يتقدم الكاتبان بالشكر الجزيل لكل من الأخ د/ عمران أبو زيــد وكــذلك الأخ م/ مصطفى الغزيل فى مساندتهما العلمية لإنجاز هذا البحث.

المراجع

- [1] G. Bell, and S.Glasstone,"Nuclear Reactor Theory",Krieger, 1979
- [2] J.Duderstadt, "Nuclear Reactor Analysis", John Wiley&Sons,1976
- [3] Rydin, "Reactor Theory and Design", PBS, 1977.
- [4] R.T.Ackroyd, O.A.Abuzid, and A.M.Mirza," Discontinuous Finite Element Solutions for Neutron Transport in X-Y Geometry, Ann.Nucl. Energy, Vol.22, No.3/4,pp.181-201,1995.
- [5] BenKorsa and Patrick Van der Smagt, " An Introduction to Neural Networks", University of Amesterdam, 1996.
- [6] Simon Haykin, "Neural Networks A Comprehensive Foundation", Macmillan College Inc., 1994.
- J.A.Freeman and D.Skapura,"Neural Networks Algrithms, Application and Programming Techniques, 2nd edition, Addison Wesley, 1992.