EG0400138

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. Ratemi[1], and E.S.Al-sagear[2]

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 الرتيمى[1] و عصام الصغير[2]

1 قسم الهندسة النووية، جامعة الفاتح، طرابلس، ليبيا

2 معمل البلازما، الهيئة القومية للبحث العلمى، طرابلس، ليبيا

خلاصـــــة

إن الفيض النيترونى فى المفاعلات يمكن التعبير عنه بدقة باستخدام سبعة متغيرات مستقلة وهى الموقع فى ثلاثة أبعاد(X,Y,Z) وطاقة النيترونات(E) واتجاه النيترونات (Ω: θ,ϕ) والزمن(t). هذا يجعل الحل التحليلى لمعادلة الانتقال النيترونى فى المفاعلات عملية مستحيلة حتى باستخدام أعقد وأسرع الحواسيب، مما يتطلب استخدام العديد من التسهيلات والافتراضات الفيزيائية والهندسية لحل معادلات أقل تعقيدًا. فى هذه الدراسة، تم تبنى مفهوم الشبكات العصبية لتميزها بعدم ضرورة معرفة الخلفية الفيزيائية للنظام المراد دراسته، وبغض النظر عن خطية النظام من عدمها، وكذلك لتميزها بالتعميم. لقد تمت دراسة حالات خاصة لمعادلة الانتقال النيترونى فى بعض صورها مثل معادلة الإنتشار النيترونى فى بعد وثلاثة أبعاد، وكذلك فى صورتها القطبية الزوجية ذات الرتبة الثانية لمعادلة الانتقال النيترونى، وفى صورتها ذات التعدد فى الطاقة والتعدد فى الأبعاد. بعد التدريب المناسب لتصميمات متنوعة لبنية الشبكات العصبية فى الحالات المتنوعة، أصبحت تلك الشبكات قادرة على التنبؤ وحساب الفيض النيترونى لنقاط لم تدرب عليها الشبكة. هذا يجعل الشبكات العصبية مناسبة للحسابات الفورية لعرض قيم الفيض

للمفاعلات دون اللجوء الى استخدام برامج حاسوبية متخصصة ، ومن ثم تكون الشبكات العصبية أداة فورية فعالة لأنظمة إتخاذ القرار اللازمة لمشغلى 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 (Ω:θ,ϕ) , 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 التقنيات الحديثة لفهم النظم الفيزيائية. كما أن النمذجة المستندة على الإشتقاق الفيزيائى تحتاج الى الماء عميق بالظواهر الفيزيائية الحادثة والدراية الرياضية المناسبة لتمثيل (نمذجة) هذه الظواهر 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 مبدئيـــة) لغرض المقارنة والتدريب للشبكة المصممة. بعد التأكد من النتائج المبدئية، يمكن للشـــبكة التعميم ، ومن ثم تقوم الشبكة بمعرفة المخرج المناسب المناظر لمدخلات خـــارج نطـــاق التدريب، فهى إذاً تكون قادرة على معرفة العلاقة بين المدخل والمخرج ، ومن ثم تكـــون قد نجحت فى نمذجة ومحاكاة المنظومة المعنية.

فى هذه الورقة، نستعرض أشكال خاصة متنوعة لمعادلة الانتقال النيترونى حيـــث تم استخدام النموذج المرجعى (معادلة الإنتشار النيترونى : أحد صور معادلـــة الانتقـــال النيترونى المبسطة) كأحد الحالات لتدريب الشبكة العصبية لحساب الفيض $\phi(x)$، وذلـــك فىحالة مفاعل على شكل شريحةSlab Reactor، وكـــذلك لحســـاب الفـــيض $\phi(x,y,z)$ لمفاعل ثلاثى الأبعاد parrallelopiped . الفيض المرجعى للحالتين تم الحصول عليـــه من الحل التحليلي للمعادلتين المعنيتين . هذا وقد تم استخدام نموذج مرجعـــى عـــددي لصورة أخرى مبسطة لمعادلة الانتقال النيترونى ، تتصف بثنائية البعـــد فـــى جانـــب المتغير المستقل(الموقع) ، مع مكاملة الاعتماد الزاوى باســـتخدام دوال الـــنغم الكـــرى المفـــردة solid angle Integration using Odd spherical harmonics ، وذلك لحساب$\phi(x,y,\Omega)$. أيضا تناولت هذه الورقة نموذج مرجعى آخر عددى لمعادلـــة الانتقال النيترونى تستند على المتغيرين المستقلين للموقع ، والطاقة وذلك لحساب الفيض $\phi(r,E)$.

يلي عرض النماذج المرجعية تقديم لمفهوم الشبكات العصـــبية كجانـــب تطبيقـــى للنمذجة والمحاكاة، ثم يتم إستعراض نتائج المحاكاة للنمذجة باستخدام الشبكات العصـــبية مع المقارنة بنتائج المحاكاة بالنمذجة التقليدية لبعض الحالات المختارة. النتـــائج مشـــجعة لتناول حل الصورة الكاملة لمعادلة الانتقال النيترونى المستندة على المتغيرات المســـتقلة السبعة، وذلك لعدد محدود من التجزئة العددية للمتغيرات Numerical Meshes ، ومن بعد، يتم تدريب الشبكة العصبية بذلك العدد المحدود والتى بـــدورها ، وبفضـــل مقـــدرة التعميم، يمكنها حساب الفيض النيترونى (المخرج Output) عند تجزئـــات عدديـــة (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 للطاقة Eومتغيران للزاوية المجسمة(θ,ϕ) ومتغير للزمن t . هذا التوصيف للنيترون أو مايسمى بمعادلة الانتقال النيترونى يعبر عنه بالمعادلة التالية [1]:

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

$$\int_{4\pi} d\underline{\Omega}' \int_0^{\infty} dE'\Sigma_s(E'\rightarrow E,\underline{\Omega}'\rightarrow\underline{\Omega})\varphi(\underline{r},E',\underline{\Omega}',t) + s(\underline{r},E,\underline{\Omega},t)$$

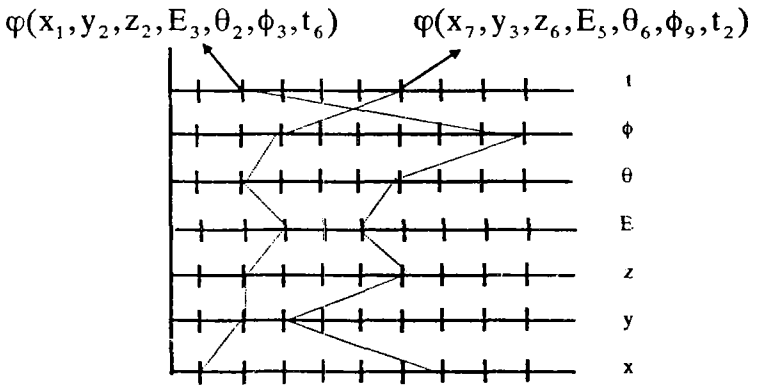
(1)

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

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

هذه المعادلة إذا ما حولت الى الصورة العددية بحيث تم تجزئة كل من المتغيرات السبعة الى عدد من الأجزاء Meshes التطبيقية مثلا x=100, y=100, z=100, E= 10, θ=10, ϕ=10 ، فسوف تكون هناك عدد 10^9 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 حالة الثبات Steady state يمكن تجاهل التأثير الزمنى، وفى حالة دراسة الحجب Shielding ، يتطلب إبقاء تأثيرالاعتماد الزاوى angular dependence، وفى حالة دراسة التصرف النيترونى بطاقة واحدة يتم تجاهل الاعتمادية على طاقة النيترونات، كما أن فى حالة افتراض المفاعل شريحة لا نهائية Infinite Slab يمكن تجاهل تأثير بعدين من الثلاثة أبعاد.



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

أحد هذه التقريبات المهمة لمعادلة الانتقال النيترونى هو تقريب إنتشار النيترونات Neutron Diffusion [2] وهو يُعرَّف بالمعادلة التالية (او ما تسمى بمعادلة المفاعل) :

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

حيث تمثل B^2 ما يسمى بإنبعاج فيض النيترون Buckling وهو يحمل الخصائص النيترونية للوسط متمثلة فى معامل الإنتشار و المقاطع العرضية العينية Macroscopic cross sections للإمتصاص والانشطار. يلاحظ فى هذه المعادلة أن عدد المتغيرات تقلص الى ثلاثة فقط من مجموع السبعة المتغيرات. هذا

ويمثل $\nabla^2 = \frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2} + \frac{\partial^2}{\partial z^2}$ ما يسمى اللابلاسين Laplacian وهو يعنى بالشكل الهندسى للوسط .

شكل آخر لمعادلة انتقال النيترونات التى تأخذ فى الحسبان تأثير طاقة النيترونات، هو ما تسمى بمعادلة إنتشار النيترونات متعددة مجموعة الطاقات Multi-energy group diffusion equation . وهى تأخذ الشكل التالى [3]:

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

حيث يمثل الطرف الأيسر من المعادلة فقد النيترونات 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 الى متغير الموقع، تأثير الاعتماد الزاوى Angular dependence من خلال استخدام النغمات الكرية spherical harmonics فى التعبير عن ذلك الاعتماد. المعادلة المعبرة عن ذلك والتى تعتبر معادلة الانتقال النيترونى فى شكلها المسمى بالقطبية الزوجية ذات الرتبة الثانية Second order even parity form هى[4]:

$$-\Omega.\nabla\{G[\Omega.\nabla\phi_0^+(r,\Omega)]\} + C\phi_0^+(r,\Omega) = S^+((r,\Omega) - \Omega.\nabla G[S^-(r,\Omega)] \qquad (4)$$

حيث $\phi_0^+(r,\Omega)$ تمثل الفيض الزاوى زوجى القطبية.

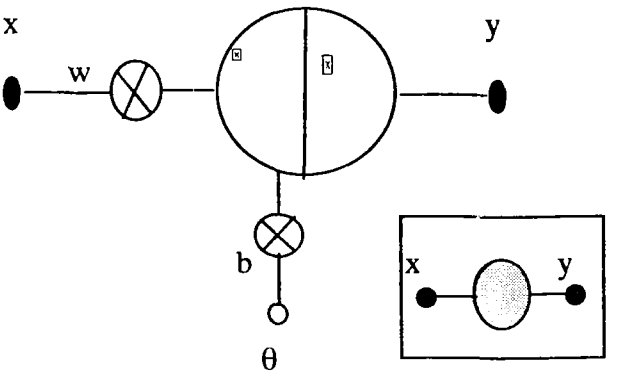
الثلاث حالات المذكورة آنفا سوف تستخدم فى دراستنا هذه كنماذج مرجعية لتدريب الشبكات العصبية ذات التصميمات المتنوعة والتى سيلي ذكرها لاحقا.

الشبكات العصبية والخوارزمية اللازمة للنمذجة

حديثا كسبت الشبكات العصبية[7-5] 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 بها. أيضا تتصف الشبكة العصبية بكونها قادرة على التعميم Generalization، أى أنها قادرة على التنبؤ بالمخرجات الصحيحة لمدخلات لم يتم تدريبها عليها. وتتميز أيضا الشبكة بكونها تستطيع أداء مهمتها بدون معرفة البناء الفيزيائي والتمثيل الرياضى للمنظومة المراد دراستها، فقط تحتاج الى مجموعة من البيانات المناظرة بين مدخلات ومخرجات محدودة لغرض تدريبها، وهى بالتالى لا يهمها إذا كانت المنظومة خطية أو دون ذلك. هذه المزايا جعلت الشبكات العصبية محط أنظار كثير من البحاث.

البنية الأساسية للشبكة العصبية هى العصبة (النيرون Neuron) وهى تمثل بالشكل الموالى:



شكل 2 البنية الأساسية للنيرون

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

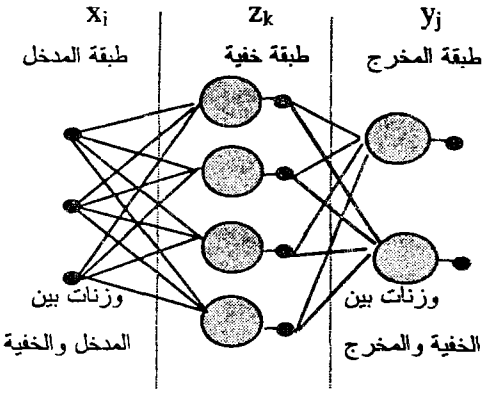
3 - تجمع حاصل المدخلات مع الوزنات المناظرة

4 - التمرير على دالة الحث أو التنشيط Activation function أو دالة التحويل Transfer function

5 - عرض المخرج y

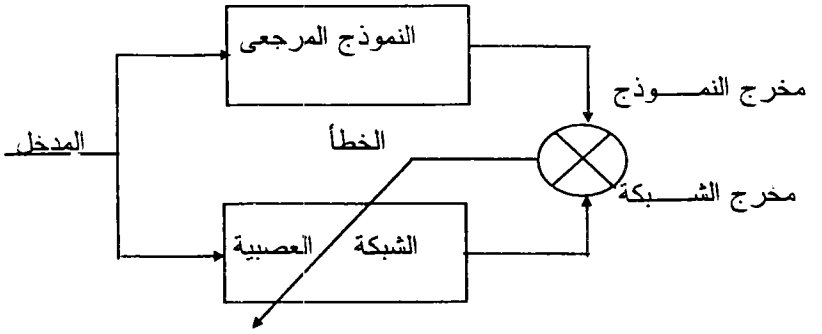
وظيفة الموجهات هو ضمان إستمرارية تحديث الوزنات فى حالة كان المدخل صفرا، حيث أن صفرية المدخل تقتل تحديث الوزنات.

تتشكل مجموعة العصبات (النيرونات) فى شبكة عصبية تتسم فى العادة بثلاث طبقات، وهى طبقة المدخل x_i Input layer، والطبقة المخفية z_k Hidden layer ، وطبقة المخرج y_j Output layer، 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. الشكل التالى يوضح مخطط حسابات الشبكة العصبية.



شكل 4 مخطط حسابات الشبكة العصبية

إن خوارزمية تعلم الشبكة العصبية والتى تعنى بحساب وتجديد الوزنات بين الطبقات المختلفة تعتمد على قانون دلتا Delta Rule بأسلوب الإنتشار الخلفى للخطأ Error Backpropogation ، وذلك من خلال تدنية مربع متوسط خطأ الشبكة Minimization of Least Square Errror. الجدول 1 يوضح خطوات خوارزمية الإنتشار الخلفى باستخدام قانون دلتا المعمم Generalized Delta Rule، لغرض تجديد الوزنات المتنوعة للطبقات. تشتمل طبقة المدخل على $x_1,x_2,...x_I$ ، كما تشمل الطبقة المخفية على $z_1,z_2,...z_K$ ، فى حين أن طبقة المخرج تشمل على $y_1,y_2,...y_J$.

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 Patch حيث يحسب الخطأ بين المخرج المرغوب ومخرج الشبكة لكل قيمة من حزمة المدخل e_i ثم يؤخذ متوسط مربع الخطأ ويقارن بقيمة ε كما هو موضح بالمعادلة التالية:

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

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 دُربت عليه، أو لأى مدخلات بينية(أى بين القيم التى دربت عليها الشبكة). وذلك بحساب المخرج من المعادلة التالية 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.

$$y_j = f(x_i) = Sig_j\left(\sum_{k=1}^{k+1} w_{kj} Sig_k\left(\sum_{k=1}^{k+1} w_{ik} x_i\right)\right) \qquad (6)$$

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

وعندما $k > K$, $w_{kj} = b_j$, $Sig_k = \theta_j$

جدول 1 : خوارزمية حساب الوزنات المتنوعة للطبقات

	البيان	المعادلة
1	متجه المدخل	$\underline{x}=[x_1, x_2, x_3, ...x_I]^T$
2	محصلة المدخلI فى وزنات الطبقة	$net_k = \sum_{i=1}^{I+k} w_{ik} x_i$
3	المخفية(مضمنة الموجهاتK)	$z_k = f_k(net_k)$
4	دالة الحث أو التنشيط للطبقة الخفية (مخرج	$net_j = \sum_{k=1}^{K+1} w_{kj} z_k$
5	النيرون المخفى z_k)	$y_j = f_j(net_j)$
6	محصلة z_k فى وزنات طبقة المخرج مضمنة	$\delta_j = (d_j - y_j) f_j'(net_j)$
7	موجهة نيرون المخرج	$\delta_k = f_k'(net_k) \sum_{j=1}^{J} \delta_j w_{kj}$
8	دالة الحث لطبقة المخرج (مخرج نيرون	$w_{kj}(t+1) = w_{kj}(t) + \eta \delta_j z_k$
9	المخرج)	$w_{ik}(t+1) = w_{ik}(t) + \eta \delta_k x_i$
10	حساب الخطأ لنيرون المخرج	$b_j(t+1) = b_j(t) + \eta \delta_j \theta_j$
11	حساب الخطأ للنيرون المخفى (إنتشار خلفى)	$b_k(t+1) = b_k(t) + \eta \theta_k z'(k) \sum_{j=1}^{J} \delta_j$
12	تجديد الوزنات لطبقة المخرج	$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^{J} (d_j - y_j)^2$
	تجديد الوزنات للطبقة المخفية	
	تجديد موجهات المخرج	
	تجديد موجهات الطبقة المخفية	
	إيقاف الحسابات عندما يكون الخطأ صغير جدا	

دالةالسيجموويد $f(x) = Sig(x) = \frac{1}{1+e^{-x}} \Rightarrow f'(x) = f(1-f)$ دالة خطية $f(x) = x \Rightarrow f'(x) = 1$

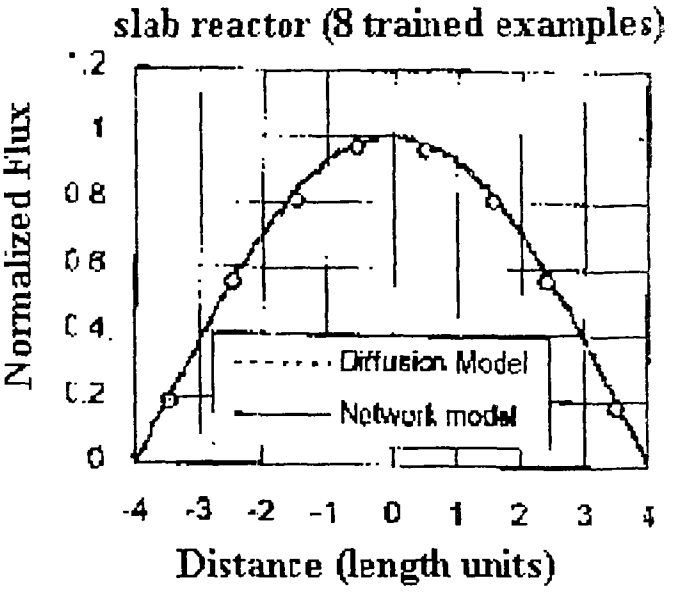
4. تطبيقات

الآن سيتم دراسة ثلاث حالات تتناول حسابات الفيض النيترونى باستخدام الشبكات العصبية. فى كل حالة سيتم تصميم الشبكة العصبية الملائمة ، ويتم تدريبها بناء على نماذج مرجعية لحالات خاصة من معادلة انتقال النيترونات. أولاهما تكون معادلة المفاعل المعتمدة على الموقع (معادلة إنتشار النيترونات المستقلة عن الزمن، ذات المجموعة الواحدة من النيترونات) وذلك فى حالة مفاعل على شكل شريحة ، وحالة

مفاعل ذى ثلاث أبعاد. الحالة الثانية تـتناول حل معادلة انتقال النيترونات مسهلة لحساب الفيض النيترونى المعتمد على الطاقة والأبعاد(معادلة إنتشار النيترونات المسـتقلة عـن الزمن ومتعددة الطاقة وذات بعدين)، حيث يكون النموذج المرجعـى حسـابات الفـيض الناتجة من برنامج أيرتاق Irrtag . الحالة الأخيرة تـتناول حساب الفيض النيترونى فى بعدين بعد تضمين حسابات الاعتماد الزاوى للفيض عن طريق التعبير عن ذلك الاعتمـاد بدوال النغمات الكرية. هذا وقد استخدمت وحدة الشـبكات العصـبية التابعـة لبرنـامج Matlab لتدريب الشبكات العصبية المصممة للحالات السابقة الذكر، حيث أن تلك الآداة تستخدم خوارزمية الإنتشار الخلفى لحساب الوزنات فى البداية ثم تتحول الخوارزمية الى خوارزمية ليفينبيرج ماركواردت Levenberg Marquardt ، والتـى تتميـز بسـرعة التدريب لحساب الوزنات النهائية.

1.4 حسابات الفيض المعتمد على الموقع Φ(r)

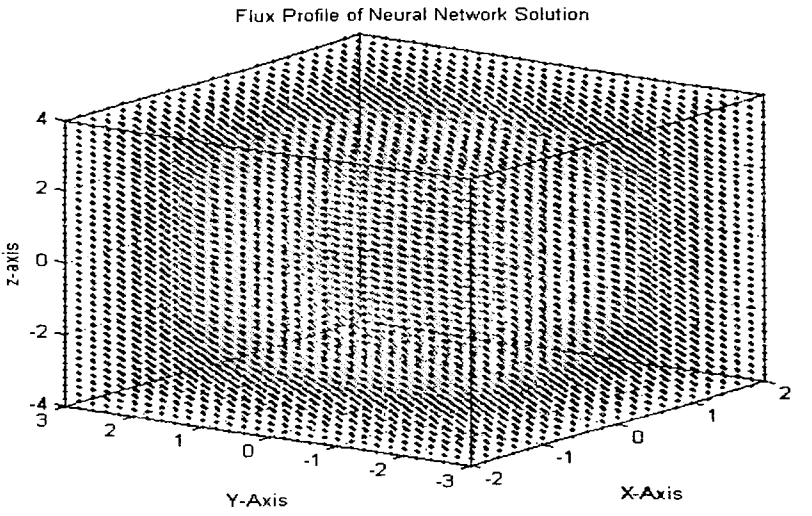
فى هذه الدراسة تم تصميم الشبكة العصـبية ببنـاء 1-2-1 (مـدخل واحـد، ونيرونين للطبقة المخفية، ونيرون للمخرج) ، والذى نـتج عنهـا حسـاب 4 الوزنـات Weights اثنان بين المدخل والطبقة المخفية، واثنان بـين المخفيـة والمخـرج. أمـا الموَجِهات Baises المحسوبة فهى ثلاث اثنان لنيروني الطبقة المخفية وواحدة للمخـرج. الشكل التالي يوضح توزيع الفيض المحسوب باستخدام الشبكة العصبية بالمقارنة مع نتائج النموذج المرجعى لحل المعادلة (2) لمفاعل على شكل شريحة لانهائية. لقد تـم تـدريب الشبكة بثمان مدخلات ممثلة للموقع مع نظيراتها الممثلة للمخرج (xi,φi)، ثـم تمكنـت الشبكة من حساب الفيض عند النقاط الأخرى غير المدربة عليها.



شكل 5 توزيع الفيض فى البعد x للشريحة

الحالة الثانية هى دراسة الفيض فى مفاعل بثلاث أبعاد Parallelopiped ، حيث أن الشبكة العصبية ذات تصميم 3-15-5-1 بمعنى ثلاث مدخلات(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، و45 بين المدخل والطبقة المخفية الأولى، أما عدد الموجهات فكانت 1 لنيرون المخرج، و5 موجهات لنيرونات الطبقة المخفية الثانية، و 15 للطبقة المخفية الأولى.

الشكل التالى يوضح الفيض المحسوب باستخدام الشبكة العصبية المدربة بنتائج النموذج المرجعى لحل المعادلة (2) لمفاعل ثلاثى الأبعاد .

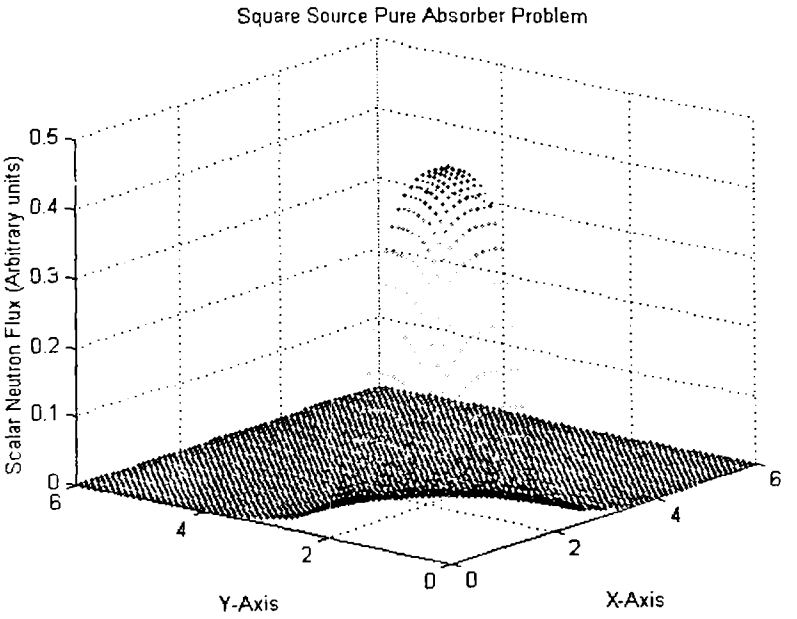


شكل 6 حل الشبكة العصبية لتوزيع الفيض فى مفاعل ثلاثى الأبعاد

2.4 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 فى 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.



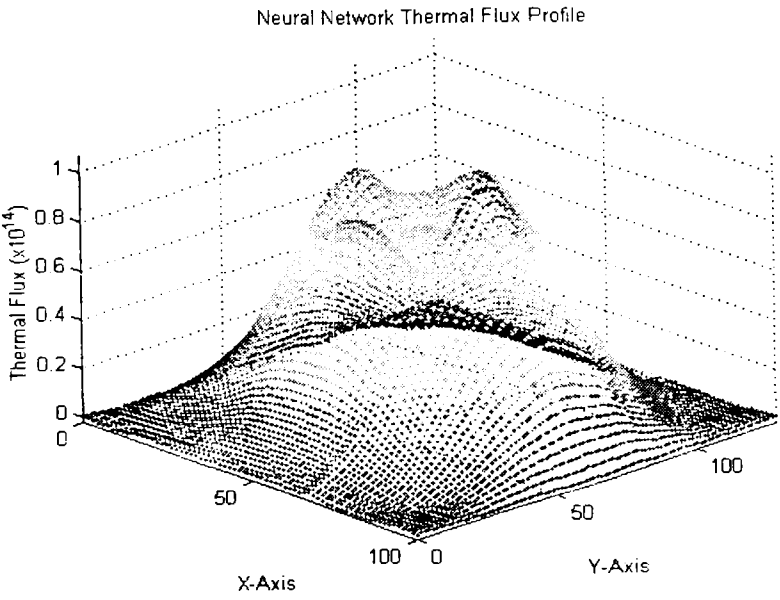
شكل 7 توزيع الفيض النيتروني لمصدر محاط بعاكس

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

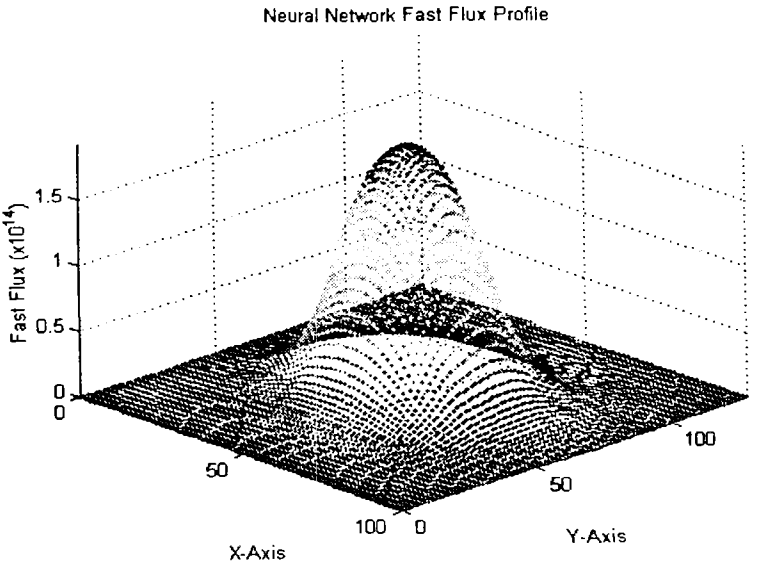
فى هذه الحالة، لقد تم استخدام برنامج Irrtag كنموذج مرجعى المستند على حل المعادلة3 وذلك لتزويد الشبكة بالبيانات اللازمة لغرض تدريبها، والمتمثلة فى عدد محدود من الفيوض عند قيم مختلفة من x,y,E.

لقد تم تصميم الشبكة ببناء 3-11-11-1 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 تنشيط لنيرون المخرج، فى حين تم استخدام دالة logsigmoide للطبقة الخفية الثانية، و دالة tansigmoide للطبقة الخفية الأولى. لقد تم تدريب الشبكة لحساب 23 موجهة biases وعدد إجمالى للوزنات قدره 177 وزنة بينهم 11 وزنة للمخرج، 122 وزنة بين الطبقتين المخفيتين، و44 وزنة بين المدخل والطبقة الخفية الأولى. الأشكال التالية تبين شكل الفيض المحسوب بالشبكة العصبية مقارنة بشكل الفيض المحسوب ببرنامج Irrtag. حيث يمثل الشكل 8 توزيع الفيض الحرارى بحسابات الشبكة العصبية، والشكل 9 يمثل توزيع فيض النيترونات السريعة بحسابات الشبكة العصبية. هذا ويمثل الشكل 10 الخطأ النسبى بين حسابات الفيض بالشبكة مقارنة بحسابات برنامج Irrtag وذلك لفيض النيترونات السريعة، يلاحظ من شكل 10، أن حسابات الفيض تختلف عند أطراف المفاعل، فى حين أن الفيض الداخلى متوافق كثيرا . وهى ذات النتيجة لفيض النيترونات الحرارية.

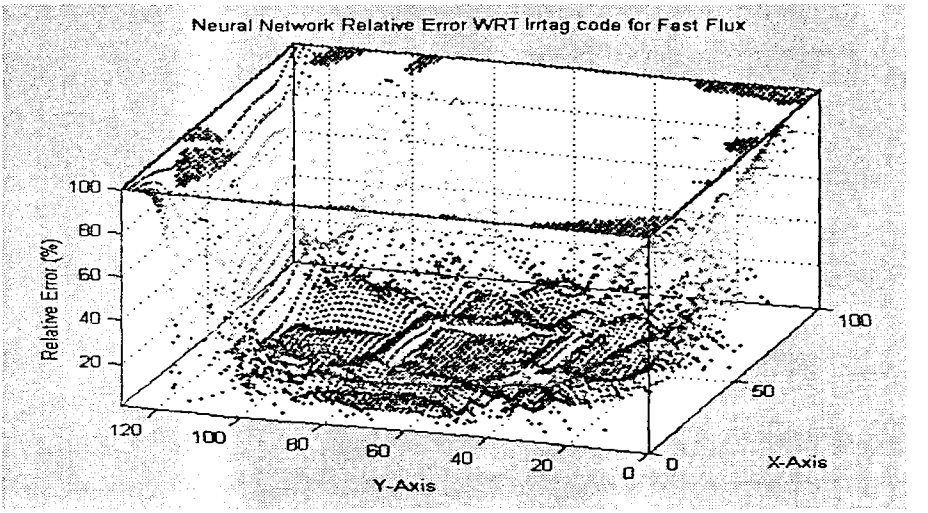
لقد لوحظ فى الدراسة أن كفاءة الشبكة العصبية تتراوح بين 50% الى 90% ، و الإختلاف يحدث دائما عند الأطراف، مما يتطلب مزيدا من البحث فى هذا الجانب.



شكل 8 الفيض النيترونى الحرارى بحسابات الشبكة العصبية



شكل 9 الفيض النيترونى 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 الشبكة العصبية Neural Network Based Flux-meter ، بحيث يتم أخذ قراءات من قلب المفاعل عند مواقع متعددة بالطرق التقليدية ، ثم تغذية هذه القراءات للشبكة العصبية التى بدورها تتدرب على تلك القراءات حتى تحصل على الوزنات المناسبة للشبكة ومن ثم يمكن حساب الفيض عند مواقع مختلفة باستخدام الشبكة المصممة. وتَحسُبا للتغير فى معاملاتParameters

المفاعل، يتم دوريا إعادة حسابات الوزنات لغرض التهيئة الدائمة للشبكة Network Calibration .

شكر وتقدير

يتقدم الكاتبان بالشكر الجزيل لكل من الأخ د/ عمران أبو زيد وكذلك الأخ م/ مصطفى الغزيل في 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.

[7] J.A.Freeman and D.Skapura,"Neural Networks Algrithms, Application and Programming Techniques, 2nd edition, Addison Wesley, 1992.