نشریه علمی سازمان انرژی اتمی ایران
شماره ۲۴، صفحات ۱۵ - ۷، ۱۳۸۰

کاربرد شبکه‌های عصبی در بهینه‌سازی چینش بسته‌های سوخت رآکتورهای هسته‌ای PWR

مصطفی صدیقی : معاونت نیروگاههای اتمی، سازمان انرژی اتمی ایران
سعید ستایشی : دانشکده فیزیک و علوم هسته‌ای، دانشگاه صنعتی امیرکبیر
علی‌اکبر صالحی: نمایندگی ایران، آژانس بین‌المللی انرژی اتمی

چکیده

در فرآیند مدیریت سوخت نیروگاه هسته‌ای، هر سال بخشی از سوختهای رآکتور با آب تحت فشار (PWR[1]) را از قلب آن خارج کرده و سوختهای جدید توأم با سوختهای تابش دیده پیشین را که هنوز قابل استفاده‌اند برای سال بعد، درون رآکتور می‌چینند. بهترین طرح در چینش سوخت، دستیابی به شرایط بهینهٔ ایمنی و اقتصادی نیروگاه را به همراه خواهد داشت. در عمل، با توجه به اینکه همواره یک هشتم قلب رآکتور، به سبب وجود تقارن، مبنای محاسبات سوخت‌گذاری می‌باشد تعداد حالات ممکن سوخت‌گذاری در یک رآکتور PWR با ۱۹۳ بستهٔ سوخت !۳۱ است. بنابراین، دستیابی به بهترین حالت ممکن، محاسبات ریاضی پُرحجمی را ایجاب می‌کند.

در این کار پژوهشی به جای روشهای کلاسیک دستیابی به آرایش بهینه، کاربرد شبکهٔ عصبی پیوستهٔ هوپفیلد[2] همراه با روش سرد کردن تدریجی SA_{α}[3] پیشنهاد شده است. نتایج نشان می‌دهند که بکار بردن این طرح در سوخت‌گذاری رآکتور، علاوه‌براین که از حجم محاسبات می‌کاهد دستیابی به پاسخ بهتری را نیز تضمین می‌کند.

واژه‌های کلیدی: رآکتور هسته‌ای PWR، مدیریت سوخت، شبکهٔ عصبی، شبکهٔ هوپفیلد، سرد کردن تدریجی

PWR fuel management optimization using neural networks

M. Sadighi: NPPD, AEOI, P.O. Box: 19395-7484, Tehran-Iran
S. Setayeshi: Faculty of Physics and Nuclear Sciences, Amirkabir University, Tehran-Iran
A.A. Salehi: Ambassador, Resident Representative of the I.R. of Iran to IAEA, Vienna
E-mail: msadighi@engineer.com

Abstract

This paper presents a new method to solve the problem of finding the best configuration of the fuel assemblies in a PWR (Pressurized Water Reactor) core. Finding an optimum solution requires a huge amount of calculations in classical methods. It has been shown that the application of continuous Hopfield neural network accompanied by the Simulated Annealing method to this problem not only reduces the volume of the calculations, but also guarantees finding the best solution. In this study flattening of neutron flux inside the reactor core of Bushehr NPP is considered as an objective function. The result shows the optimum core configuration which is in agreement with the pattern proposed by the designer.

۱- pressurized water reactor
۲- continuous hopfield neural network
۳- simulated anneling

۱- مقدمه

مدیریت سوخت شاخه‌ای از مهندسی هسته‌ای است که آرایش سوخت درون رآکتور هسته‌ای برای دورهٔ (سیکل) اوّل و دوره‌های بعدی را به منظور تولید انرژی، با توجّه به مسائل ایمنی، در برمی‌گیرد [۱]. در قلب یک رآکتور PWR که در برگیرندهٔ مجتمعی از ۱۹۳ بستهٔ سوخت است، تعداد حالات ممکن برای جای دادن سوخت‌ها در این قلب $۱۹۳!$ است. چنانچه تقارن یک هشتم را برای قلب رآکتور در نظر بگیریم، کافی است محل ۳۱ بستهٔ سوخت مشخص گردد؛ در این صورت می‌توان $۳۱!$ یعنی حدود $۱۰^{۳۲}$ طریقهٔ چینش را عرضه کرد، که نشان دهندهٔ محاسباتی با حجم بسیار زیاد برای یافتن بهترین پاسخ است [۲].

در این پژوهش استفاده از شبکهٔ عصبی پیوستهٔ هوپفیلد توأم با سرد کردن تدریجی برای مدیریت سوخت نیروگاه اتمی بوشهر پیشنهاد شده است. این روش در مقایسه با روشهای متداول (کلاسیک) ساده‌تر است و پاسخ‌های حاصل از آن به پاسخ بهینه نزدیکترند [۳].

۲- اهداف مدیریت سوخت

در روشهای محاسباتی مدیریت سوخت، تغییرات مشخّصه‌ها و پارامترهای مهم رآکتور در مدّت یک دوره از آغاز تا پایان آن محاسبه می‌شود و براساس آنها طریقهٔ چینش مناسب سوختها برای دوره بعد بدست می‌آید. آرایش حاصل از این چینش باید علاوه بر ایجاد نمودن شرایط ایمنی، هزینه‌های تولید انرژی را نیز به حداقل برساند. برای دستیابی به این فرآیند، مشخصه‌های زیر باید مورد ارزیابی قرار گیرند [۱]:

- رآکتیویته قلب رآکتور (K_{eff})، به منظور اطمینان از تولید انرژی به میزان موردنظر
- توزیع قدرت درون قلب رآکتور جهت بررسی مسائل ایمنی
- تعیین موجودی ایزوتوپی[۴] در پایان دوره برای بررسیهای اقتصادی.

۲-۱- روشهای محاسباتی در مدیریت سوخت و محدودیتهای آنها

روشهای گوناگونی برای مدیریت سوخت رآکتورهای هسته‌ای پیشنهاد شده است؛ متداول‌ترین آنها عبارتنداز [۴] و [۵]:

- برنامه‌ریزی خطی
- برنامه‌ریزی پویا (دینامیک)
- نظریهٔ اغتشاش[۵]
- روش هوش مصنوعی.

هیچ‌یک از این روشها رسیدن به پاسخ بهینه را تضمین نمی‌کند، بلکه به علّت محدودیتهای موجود در الگوریتمهای جستجو، پاسخهای بدست آمده تا اندازه‌ای نزدیک به پاسخ بهینه می‌باشد [۴].

به عنوان مثال، در مورد یک رآکتور PWR دو مداره (2 loops)، تعداد کل حالات ممکن برای چینش سوخت درون قلب آن حدود $۱۰^{۱۵۳}$ است که اگر تقارن یک هشتم را در قلب رآکتور منظور داریم، این تعداد به $۱۰^{۱۸}$ می‌رسد [۴].

بنابراین، به علّت گستردگی فوق‌العاده زیاد فضای پاسخهای ممکن، روشهای متداول در یافتن پاسخ بهینه با مشکلات زیادی روبرو می‌باشند. روش پیشنهادی در این پژوهش، بکار بردن یک شبکهٔ عصبی با ساختار موازی شبیه به شبکه هوپفیلد است که قابلیت زیادی برای حل مسائل بهینه‌سازی دارد [۶] و [۷].

۲-۲- شبکه عصبی هوپفیلد

شبکهٔ هوپفیلد اصولاً بر دو نوع است: پیوسته و ناپیوسته. در شبکهٔ پیوسته، مقدار خروجی نرون‌ها بین صفر و یک متغیّر است و دینامیک شبکه به وسیلهٔ یک رشته معادلات دیفرانسیل غیرخطی تبیین می‌شود.

در شبکه ناپیوسته، خروجی نرونها تنها یکی از دو مقدار صفر یا یک است و دینامیک شبکه به وسیلهٔ یک رشته معادلات غیرخطی تفاضلی[۶] بیان می‌شود [۶] و [۷].

۴- isotopic inventory
۵- perturbation theory
۶- nonlinear difference equation

یکی از خواص مهمّ شبکهٔ هوپفیلد، این است که با آغاز از هر حالت اوّلیه، به یک حالت پایدار (می‌نیموم موضعی) منتهی می‌گردد [۸].

از این دو نوع مدل شبکهٔ هوپفیلد، مدل پیوسته کارایی بیشتری دارد، زیرا به علّت داشتن تابع انرژی مناسبتر از پایداری بیشتری برخوردار است [۸]. مدل پیوسته هوپفیلد که در سال ۱۹۸۵ برای حل مسألهٔ فروشندهٔ دوره‌گرد (TSP)[۷] بکار گرفته شده است کاربردهای فراوانی در حل مسائل بهینه‌سازی دارد [۹].

چون شبکه هوپفیلد به سوی یک می‌نیموم موضعی همگرا می‌شود، این شبکه در هر بار بکارگیری و اجرا ممکن است به حالت پایداری برسد که نسبت به حالت قبل از انرژی پایینتری برخوردار باشد، و این خود مشکلی برای مسائل بهینه‌سازی محسوب می‌شود. برای حل این مشکل می‌توان از روش‌های فرار از می‌نیموم موضعی کمک گرفت؛ در این بررسی از روش سردکردن تدریجی (SA) استفاده شده است [۱۰] و [۱۱].

۲-۳- روش سردکردن تدریجی

چون انرژی درونی مواد در دماهای بالا بیشتر از انرژی درونی آنها در دماهای پایین است، بنابراین با سردکردن تدریجی مادّه، انرژی آن به سوی ترازهای پایینتر سوق داده می‌شود و ماده حالت پایدارتری به خود می‌گیرد. برای دستیابی به ساختار بلوری موردنظر در مادّه، این کاهش دما (یا انرژی) باید تدریجی باشد، در غیراین صورت مادّه حالت شکننده به خود می‌گیرد [۱۲].

در این روش، فرایند از دمای اوّلیهٔ (T) شروع می‌شود سپس به تدریج کاهش می‌یابد. در هر دما، سیستم به میزان مناسب تحوّل می‌یابد سپس به دمای پایینتر هدایت می‌شود. به این ترتیب، درجهٔ حرارت چندان کاهش می‌یابد تا این که سیستم به حالت پایدار برسد. در حالت پایدار، دیگر تغییر حالتی که باعث کاهش انرژی سیستم شود صورت نخواهد گرفت. در هر تغییر حالت می‌توان مقدار تغییر انرژی ΔE را حساب کرد. چگونگی این تغییرات تابع شرایط زیر است:

الف. $\Delta E<0$: در این صورت تغییر حالت قابل قبول است.

ب. $\Delta E>0$: در این صورت تغییر حالت ممکن است قابل قبول باشد یا رد شود. برای بررسی این موضوع ابتدا «تابع احتمالات» زیر محاسبه می‌شود:

$$P(\Delta E)=\exp(-\Delta E/KT) \qquad (1)$$

که در آن K ثابت بولتزمان و T برحسب کلوین است.

مقدار $P(\Delta E)$ با یک عدد تصادفی (RANDOM) بین صفر و یک که به وسیلهٔ کامپیوتر تعیین می‌گردد مقایسه می‌شود: اگر $P(\Delta E)>RANDOM$ باشد تغییر حالت قابل قبول است، در غیر اینصورت رد می‌شود.

هر قدر که دما پایین‌تر باشد احتمال قبول تغییر حالتهایی با $\Delta E>0$ کمتر شده و در نهایت، شبکه به سوی می‌نیموم نهایی (Global Minimum) میل می‌کند [۱۰] و [۱۱].

۲-۴- *کاربرد شبکه هوپفیلد در مسأله مدیریت سوخت*

یکی از تابع‌های هدف در بهینه‌سازی مدیریت سوخت رآکتورهای PWR، مسطّح ساختن شار نوترون درون رآکتور است بدین معنی که روش چینش سوختها درون قلب رآکتور باید طوری انتخاب گردد که تا حد امکان شار یکنواخت ایجاد شود [۵]. به علّت تشابهی که میان این موضوع و مسألهٔ TSP وجود دارد، مناسب است که ابتدا توضیح مختصری دربارهٔ کاربرد شبکهٔ عصبی پیوسته هوپفیلد در این مورد داده شود.

مسألهٔ فروشندهٔ دوره‌گرد (TSP) این است که فروشنده‌ای می‌خواهد از تعدادی شهر دیدن کرده و پس از دیدار به شهر اول برگردد. مسأله این است که نحوهٔ انتخاب شهرها برای این دیدار چگونه باید باشد تا کل مسافت طی شده حداقل گردد. شرایط عمل این است که از هر شهر فقط یک بار باید دیدن شود و در هر مرحله از دیدار، فروشنده فقط در یک شهر می‌تواند حضور داشته باشد.

برای این که مسأله بهتر تبیین گردد یک ماتریس $N\times N$ که در آن N تعداد شهرها است در نظر گرفته می‌شود به طوری که هر

۷- travelling salesman problem :کوتاه شدهٔ

سطر آن معرف یک شهر و هر ستون آن نشانگر یک مرحله از دیدار باشد. در این صورت دو شرط پیش‌گفته معادل این است که باید در هر سطر ماتریس تنها یک ۱ و در هر ستون آن نیز تنها یک ۱ وجود داشته و بقیه عناصر ماتریس صفر باشد [۹].

مسأله چینش بسته‌های سوخت درون قلب رآکتور، نیز مشابه با مسأله TSP است: هر بستهٔ سوخت باید به یک محل اختصاص یابد و هر محل نیز تنها با یک بستهٔ سوخت پر گردد. بنابراین محدودیتهای اول و دوم در این مسأله شبیه به دو شرط TSP است، امّا «تابع هدف» آن به سادگی مسأله TSP نیست. در مسأله مدیریت سوخت که مسطّح بودن شار نوترونی به عنوان هدف انتخاب شده است باید در هر تغییر حالت نرونها، شار درون رآکتور با استفاده از یک کد محاسباتی نوترونی، (مثلاً EXTERMINATOR) حساب شود [۱۳]. چون در فایل ورودی این کُد مشخّصات نوترونی سوختها موردنیاز است. این مشخّصات از پیش به وسیلهٔ «کُد محاسبهٔ سلّولی» دیگری مانند WIMS D-4، تهیّه می‌شود [۱۴]. این کد، مشخّصاتی را که تابعی از میزان مصرف سوختها است حساب کرده و در فایلهای جداگانه ذخیره می‌نماید.

اینک، ماتریس $N\times N=N^2$ را که نشانگر وضعیت نرونها در هر لحظه است در نظر می‌گیریم: سطرهای این ماتریس نشان دهنده محلهای قرارگرفتن سوختها در قلب رآکتور و ستونها نشان دهنده سوختهای مختلف می‌باشد. به علّت در نظر گرفتن تقارن یک هشتم قلب، ابعاد ماتریس ۳۱×۳۱ است.

V_{ij} که خروجی نرون سطر i و ستون j است از نظر فیزیکی، احتمال قرارگرفتن سوخت j در محل i را مشخص می‌نماید.

تابع انرژی در مسأله بهینه‌سازی مدیریت سوخت (شبیه TSP) شامل ۴ مؤلّفه به شرح زیر است [۹]:

$$E=E_1+E_2+E_3+E_4 \qquad (۲)$$

$$E_1=A/2\{\Sigma_x(\Sigma_i Vxi-1)^2\} \qquad (۳)$$

$$E_2=A/2\{\Sigma_i(\Sigma_x Vxi-1)^2\} \qquad (۴)$$

$$E_3=A\Sigma_x\Sigma_i(1-Vxi) \qquad (۵)$$

$$E_4=D/2\{\Sigma_{x=1}\ \Sigma_{y=1}\ [\Phi_x-\Phi_y]^2\} \qquad (۶)$$

که در آنها: E انرژی کل شبکه شامل قیود و تابع هدف، E_1 انرژی مربوط به هر سطر ماتریس، E_2 انرژی مربوط به هر ستون ماتریس، E_3 انرژی مربوط به مجموع خروجی‌های کل نرونهای شبکه و E_4 انرژی مربوط به تابع هدف در مسألهٔ بهینه‌سازی است؛ در معادله (۶) سوختهای x و y دو سوخت مجاور هم می‌باشند و A و D در این معادلات ثابتهایی هستند که از طریق آزمون و خطا بدست می‌آیند.

چنانچه دینامیک حاکم بر تحوّلات نرونها برطبق رابطه (۷) تبیین شود، با انتخاب این تابع انرژی می‌توان ثابت کرد که شبکه همگرا خواهد شد [۳].

$$du_{xi}/dt = -\partial E/\partial Vxi \qquad (۷)$$

با قرار دادن معادلات (۲) تا (۶) در این معادله خواهیم داشت:

$$du_{xi}/dt = -A(\Sigma_{j\neq i} V_{xj} + \Sigma_{y\neq x} V_{yi}) - A\cdot\partial E_4/\partial Vxi \qquad (۸)$$

و وضعیت جدید خروجی نرونها عبارت است از:

$$U_{xi}(new) = U_{xi}(old) + \Delta U_{xi} \qquad (۹)$$

رابطه میان ورودی و خروجی نرونها به صورت تابع سیگموید در نظر گرفته می‌شود:

$$V_{xi} = f(U_{xi}) = 1/[1+\exp(-\alpha U_{xi})] \qquad (۱۰)$$

که در آن U ورودی نرون، V خروجی آن و α ثابتی است که شکل تابع را مشخص می‌سازد [۳].

در معادله (۸) جملات اول و دوم با استفاده از خروجی نرونها محاسبه شده و جمله آخر به کمک تعریف مشتق قابل محاسبه می‌باشد.

شبکه هوپفیلد موردنظر در این مسأله وقتی همگرا می‌شود که دو جملهٔ E_1 و E_2 صفر شوند. انرژی جمله E_4 همان انرژی نقطه

می‌نیموم موضعی است که شبکه در آنجا به تعادل می‌رسد. هر قدر E_f کوچکتر باشد طرح بدست آمده برای چینش سوختها مناسبتر خواهد بود.

۳- بررسی نتایج

نتایج بدست آمده از یک نمونهٔ اجرای برنامهٔ تهیه شده در این مطالعه در شکلهای ۱ تا ۳ نشان داده شده‌اند. در این شکلها مراحل تحوّل شبکه هوپفیلد را از آغاز تا مرحلهٔ همگراشدن می‌توان مشاهده نمود. در این نمونه، انرژی شبکه در حالت پایانی معادل ۰/۱۴۰۲ می‌باشد.

شکل ۴ طرح ارائه شده از سوی طرّاح نیروگاه بوشهر برای اوّلین دوره سوخت‌گذاری را نشان می‌دهد که با محاسبهٔ انرژی آن در شبکه هوپفیلد مقدار انرژی، معادل ۰/۱۱۱۸ بدست آمده است که بهتر از پاسخ هوپفیلد می‌باشد [۱۵]. چنانچه پاسخ هوپفیلد به کمک روش SA اصلاح شود نتایجی که در شکلهای ۵ و ۶ نشان داده شده‌اند بدست می‌آید: شکل ۵ شروع روش SA و شکل ۶ مرحله همگراشدن آن را نشان می‌دهد. انرژی شبکه در شکل ۶ به مقدار ۰/۱۰۷۸ رسیده است که بهتر از پاسخ طراح نیروگاه و شبکهٔ هوپفیلد است.

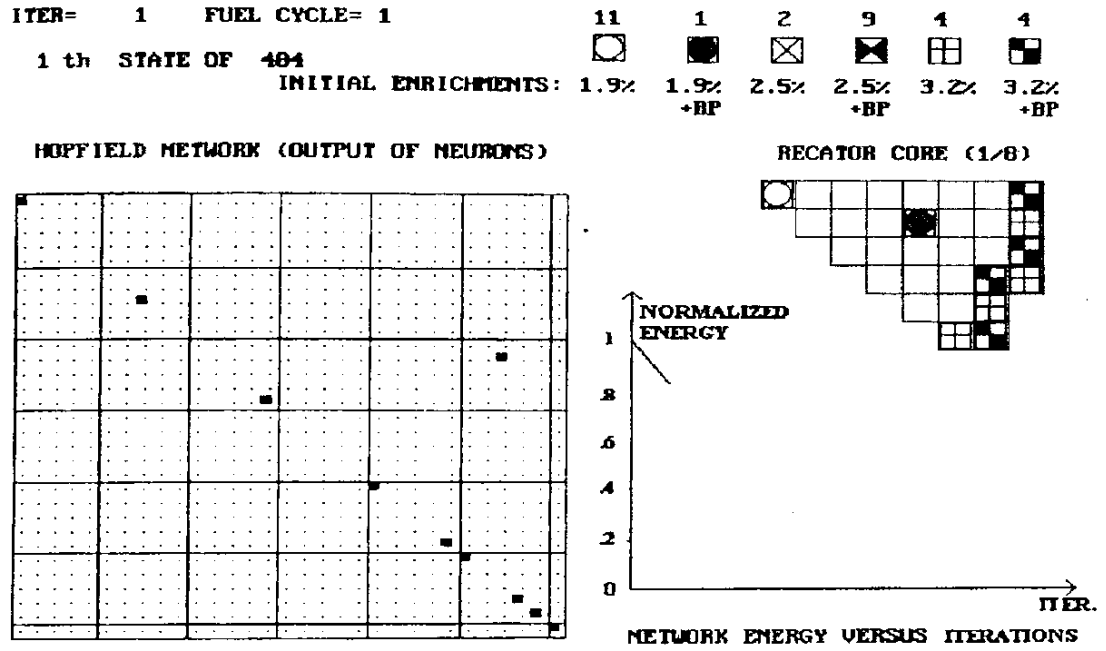
مقدار ماکزیمُوم توان نسبی حاصل از سوختها که برای این سه پاسخ حساب شده است در جدول ۱ مندرج است.

جدول ۱ - مقادیر انرژی و توان نسبی ماکزیموم برای ۳ طرح سوخت‌گذاری قلب رآکتور

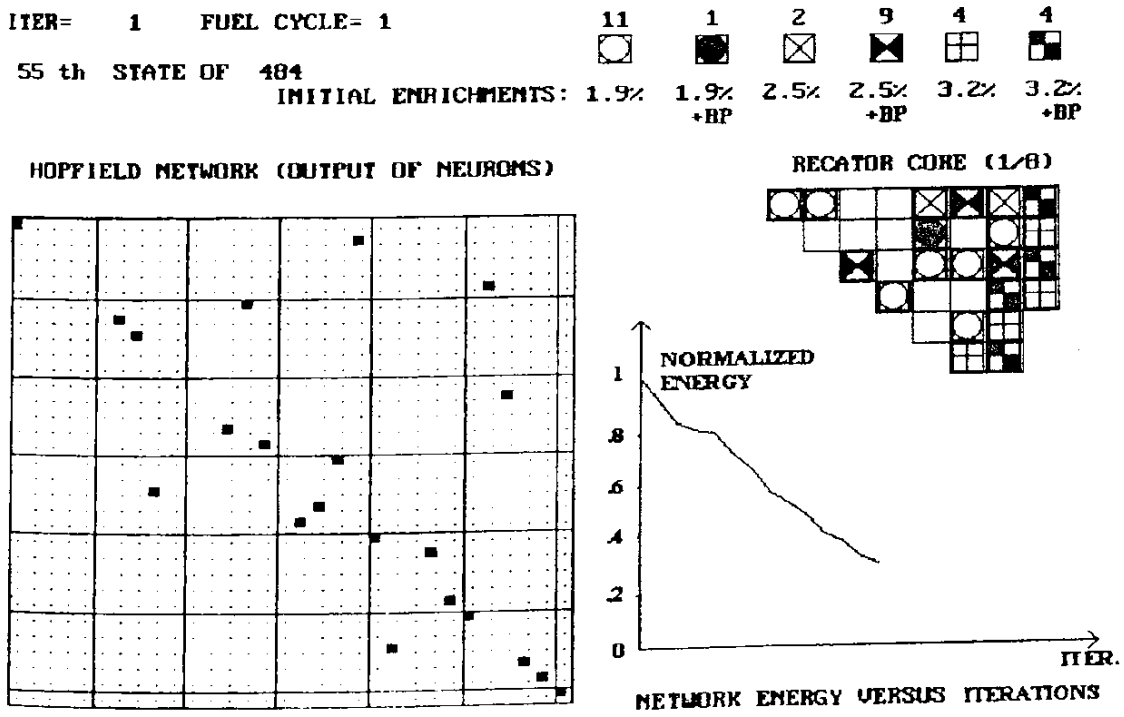
شماره	روش	انرژی	توان نسبی ماکزیموم
۱	Hopfield	۰/۱۴۰۲	۱/۲۸۵
۲	KWU	۰/۱۱۱۸	۱/۲۲۸
۳	Hopfield+SA	۰/۱۰۷۸	۱/۲۲۳

به طوری که از مقایسه پاسخها مشاهده می‌شود پاسخ مرحلهٔ سوم که از کاربرد شبکه هوپفیلد با روش SA بدست آمده است بهترین پاسخ می‌باشد. این پاسخ به طرح ارائه شده توسط طراح اصلی نیروگاه بوشهر نیز بسیار نزدیک است.

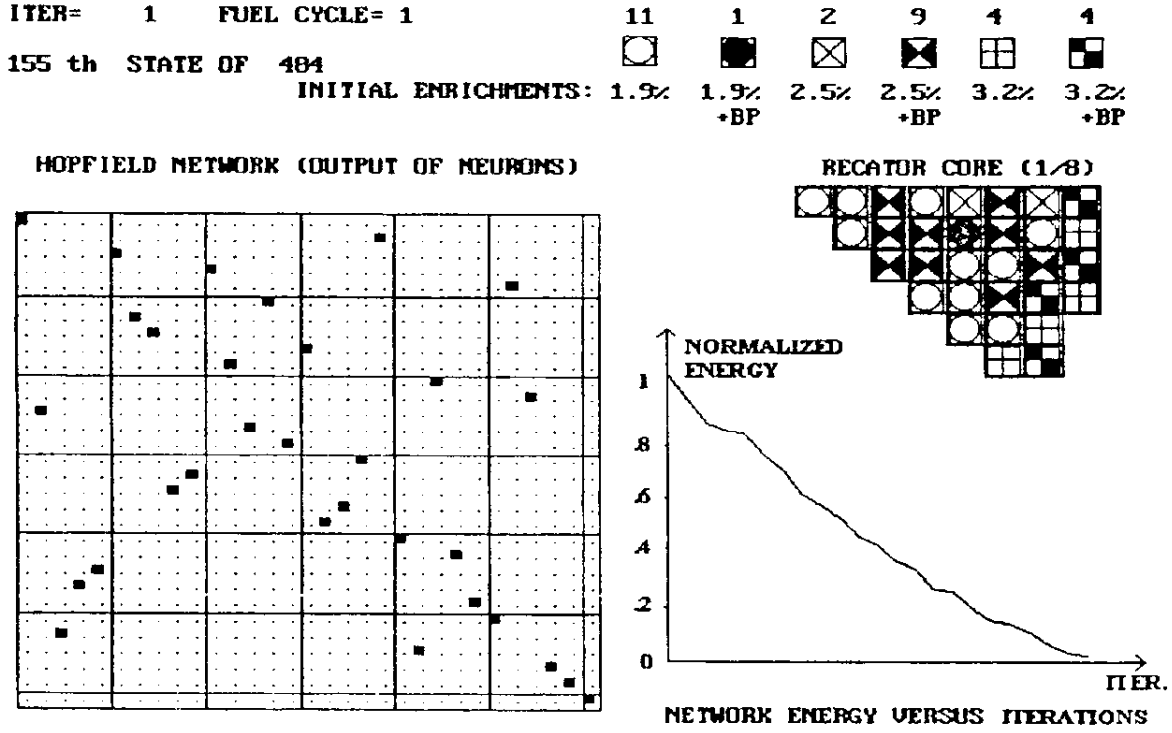
روش ارائه شده در این مقاله برای دوره‌های بعدی نیروگاه نیز قابل استفاده است و در صورت راه‌اندازی آن بنحو مؤثّر قابل بهره‌برداری خواهد بود.



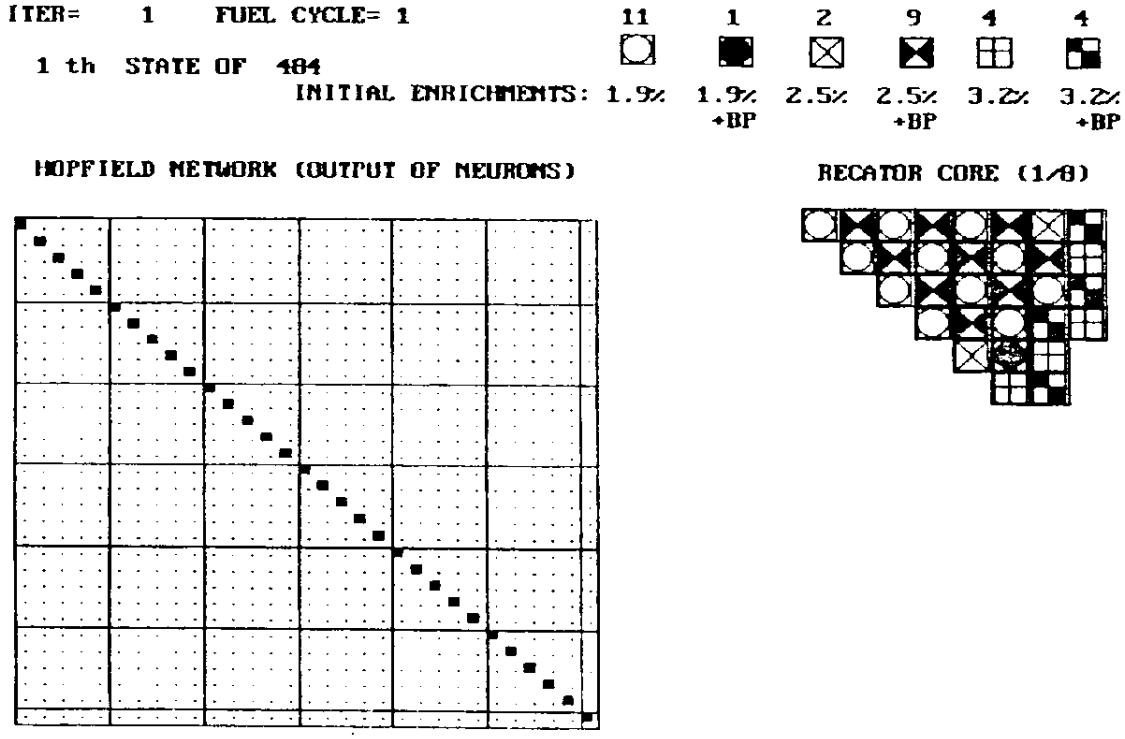
شکل ۱ - شبکه هوپفیلد تحول ۱



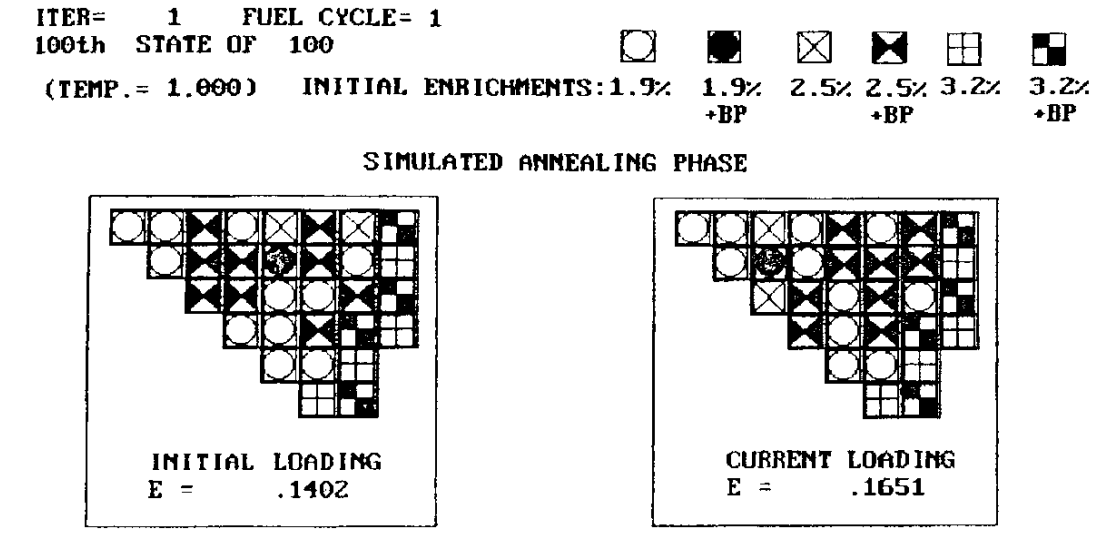
شکل ۲ - شبکه هوپفیلد تحول ۵۵



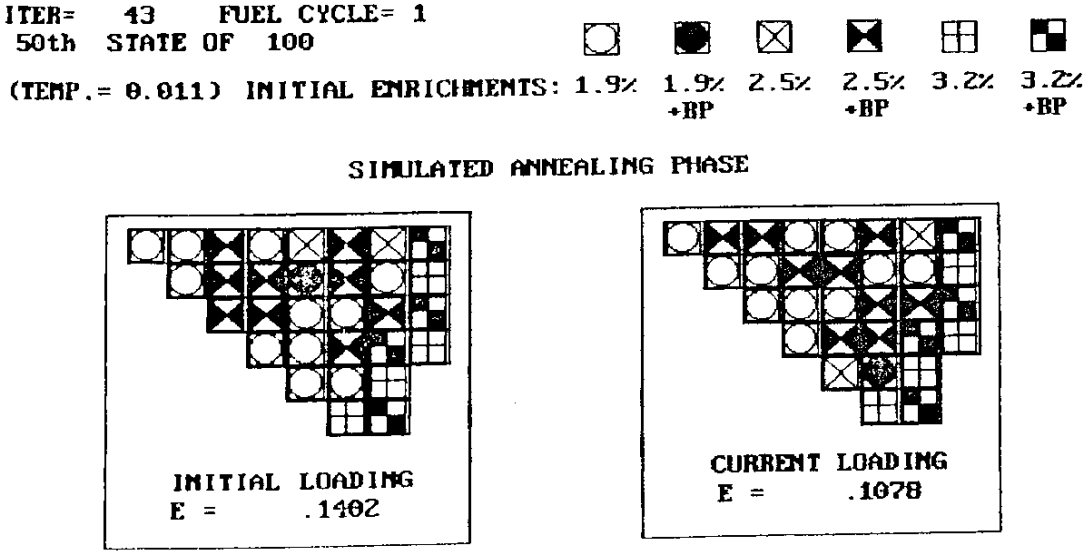
شکل ۳- شبکه هوپفیلد تحول ۱۵۵ امین گام با انرژی ۰/۱۴۰۲ همگرا شده است.



شکل ۴- طرح ارائه شده برای شکل اول سوخت‌گاه پرشده توسط طراح (k=۰/۱۱۱۸)



شکل ۵- متد سردکردن تدریجی Simulated Annealing (SA) - مرحله اول



شکل ٦- متد سردکردن تدریجی Simulated Annealing (SA) - مرحله نهائی (E = ۰/۱۰۷۸)

References

1. S.H. Levine, "In-core fuel management of four reactor types," Handbook of Nuclear Reactor Calculation, CRC Press, Vol.II (1986).
2. Kim, Chang, Lee, "Pressurized water reactor core parameter prediction using an artificial neural network," Nucl. Science & Eng., 113, pp. 70-76 (1993).
3. J.H. Park, Y.S. Kim, I.K. Eom, K.Y. Lee, "Economic load dispatch for piecewise quadratic cost function using hopfield neural network," IEEE Trans. on Power Systems, Vol 8, No. 3, August (1993).
4. Kim Chang, Lee, "Optimal fuel loading pattern design using an artificial neural network and a fuzzy rule-based system," Nucl. Science & Eng., 115, pp. 152-163 (1993).
5. Driscoll, Downar, Pilat, "The Linear Reactivity Model for Nuclear Fuel Management", American Nuclear Society (1990).
6. J.J. Hopfield, "Neural network and physical systems with emergent collective computational abilities," Proc. Natl. Acad. Sci., 79, 2554 (1982).
7. J.J. Hopfield, "Neurons with graded response have collective computational properties like those of two-state neurons," Proc. Natl. Acad. Sci., 81, 3088 (1984).
8. Peng, Gupta, Armitage, "An investigation into improvement of local minima of the hopfield network," Neural Network, Vol. 9, No. 7, pp. 1241-1253 (1996).
9. Hopfield, Tank, "Neural computation of decisions in optimization problems," Springer-Verlag, (1985).
10. Kirkpatrick, "Optimization by simulated annealing: quantitative studies," Journal of Statistical Physics, Vol. 34, No. 5/6 (1984).
11. Kirkpatrick, Gellat, Vecchi, "Optimization by simulated annealing," Science, Vol. 220, No. 4598, pp. 671-680 (1983).
12. Freeman, Skapura, "Naural network algorithms application and programming techniques," Addison-Wesley Publishing Company (1991).
13. H. Fowler T.B., Tobias M.L., Vondy D.R., "EXTERMINATOR-2: A FORTRAN IV code for solving multigroup neutron diffusion equations in two dimensions," ORNL-4078, OAK RIDGE NATIONAL LABORATORY, Oak Ridge, Tennessee, April (1967).
14. "WIMS D-4 code for cell calculation," United Kingdom Atomic Energy Authority-Reactor Group, (1975).
15. "PSAR: Preliminary safety analysis report," prepared for Bushehr NPP by KWU (Siemens) Company, (1975).

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۷۹/۶/۱۴
تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۸۰/۴/۱۲