

بررسی سوال 5 :

به صورت خلاصه این سوال هم با مدل Hopfield هم با SOM قابل حل میباشد ولی با MLP قابل حل نمیشود.

ابتدا هاپفیلد را بررسی میکنیم.

طبق نتایج بدست آمده از مقاله The neural network methods for solving Traveling Salesman Problem

مسئله فروشنده مسافرتی (TSP) یک مسئله سخت NP در بهینه سازی ترکیبی است و هیچ الگوریتمی وجود ندارد که بتواند جواب بهینه را در زمان چند جمله ای پیدا کند. توضیح مشکل خاص این است که مسافر می خواهد به شهرهای nn سفر کند و موظف است فقط یک بار به هر شهر سفر کند و سپس به شهر بازگردد.

او از آنجا شروع کرد و تمام مسافت را به کوتاه ترین زمان طی کرد.

در سال 1985، هاپفیلد شبکه کاملاً متصل را طراحی کرد که بعدها به نام شبکه عصبی هاپفیلد شناخته شد.

او 10 TSP شهر و 30 شهر را شبیه سازی کرد. علاوه بر این، این اولین الگوریتمی بود که از شبکه عصبی برای حل مسئله بهینه سازی TSP استفاده کرد. ایده الگوریتم تبدیل آن است تابع هدف وارد تابع انرژی شبکه عصبی می شود و تابع انرژی را در فرآیند اجرای شبکه عصبی به حداقل می رساند تا راه حل بهینه محلی به دست آید. هاپفیلد تابع انرژی و معادلات حرکت مسئله TSP را تعریف کرد.

$$E = \frac{A}{2} \sum_{x=1}^N \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N X_{xj} X_{xj} + \frac{B}{2} \sum_{i=1}^N \sum_{x=1}^N \sum_{y=x}^N X_{xi} X_{yi} + \frac{C}{2} \left(\sum_{x=1}^N \sum_{i=1}^N X_{xi} - N \right)^2$$

$$+ \frac{D}{2} \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^N \sum_{i=1}^N d_{xy} X_{xi} (X_{y,i+1} + X_{y,i-1})$$

$$\frac{dU_{xi}}{dt} = -\frac{\partial E}{\partial X_{xi}} = -A \left(\sum_{i=1}^N X_{xi} - 1 \right) - B \left(\sum_{y=1}^N X_{yi} - 1 \right) - D \sum_{y=1}^N d_{xy} X_{y,i+1}$$

تصویر کلی از شبکه :

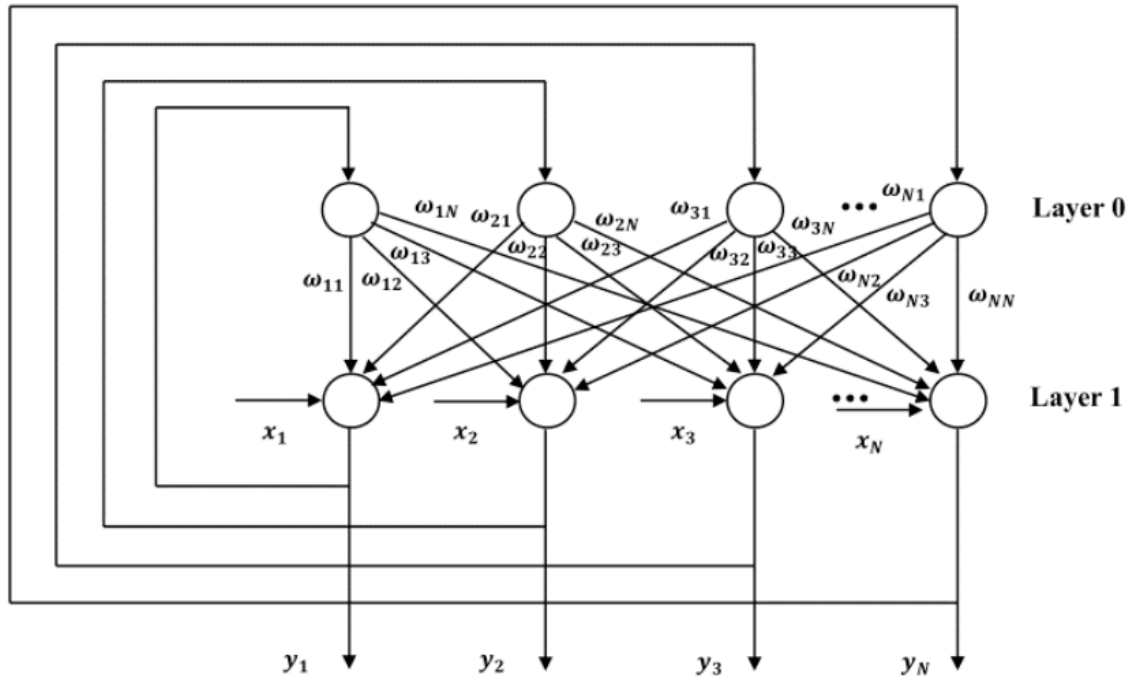


Fig. 1. Two layer of Hopfield network

تفاوت شبکه هاپفیلد با سایر شبکه های عصبی این است که وزن شبکه آن از طریق یادگیری مکرر تعیین نمی شود، بلکه مستقیماً داده می شود و سپس وضعیت شبکه به روز می شود.

با توجه به معادله عملیاتی شبکه و در نهایت به جواب بهینه محلی می رسد. هاپفیلد دریافت که این شبکه عصبی برای مشکلات کوچکتر از 30 شهر بسیار خوب عمل می کند. با این حال، زمانی که TSP بزرگتر از 30 شهر باشد، اعمال نمی شود.

بررسی SOM :

برای استفاده از شبکه برای حل TSP، مفهوم اصلی درک این است که چگونه تابع همسایگی را تغییر دهیم. اگر به جای یک شبکه، یک آرایه دایره ای از نورون ها را اعلام کنیم، هر گره فقط از نورون های جلو و پشت خود آگاه خواهد بود. یعنی شباهت درونی فقط در یک بعد کار خواهد کرد. با انجام این اصلاح جزئی، نقشه خودسازماندهی مانند یک حلقه الاستیک رفتار می کند و به شهرها نزدیکتر می شود اما به لطف عملکرد محله سعی می کند محیط آن را به حداقل برساند. اگرچه این اصلاح ایده اصلی پشت این تکنیک است، اما آنطور که هست کار نخواهد کرد: الگوریتم به سختی در هیچ یک از زمان ها همگرا می شود. برای اطمینان از همگرایی آن، می توانیم نرخ یادگیری را در نظر بگیریم،

برای کنترل اکتشاف و بهره برداری از الگوریتم. برای به دست آوردن اکتشاف بالا در ابتدا، و بهره برداری بالا پس از آن در اجرا، ما باید هم در تابع همسایگی و هم در نرخ یادگیری یک کاهش را لحاظ کنیم. کاهش سرعت یادگیری، جابجایی تهاجمی کمتری از نورون های اطراف مدل را تضمین می کند، و پوسیدگی همسایگی منجر به بهره برداری متوسط تر از حداقل محلی هر بخش از مدل می شود. سپس، رگرسیون ما را می توان به صورت زیر بیان کرد:

$$n_{t+1} = n_t + \alpha_t \cdot g(w_e, h_t) \cdot \Delta(e, n_t)$$

در نهایت، برای به دست آوردن مسیر از SOM، فقط لازم است یک شهر را با نورون برنده اش مرتبط کنیم، حلقه را از هر نقطه شروع کنیم و شهرها را بر اساس ترتیب ظاهر نورون برنده آنها در حلقه مرتب کنیم. اگر چندین شهر به یک نورون نگاشت می شوند، به این دلیل است که ترتیب عبور از چنین شهرهایی توسط SOM در نظر گرفته نشده است (به دلیل عدم ارتباط با فاصله نهایی یا به دلیل عدم دقت کافی). در آن صورت می توان هرگونه سفارش احتمالی را برای چنین شهرهایی در نظر گرفت.

بررسی MLP :

مشکل در حل فروشنده دوره گرد یا TSP (Traveling Salesman Problem) این است که این مسئله یک مسئله بهینه سازی است و هدف آن یافتن کوتاه ترین مسیر برای یک فروشنده است که تمام شهرها را یکبار بازدید کرده و سپس به شهر شروع می شود. چالش اصلی در حل TSP با استفاده از یک شبکه عصبی چندلایه (MLP) یا سایر شبکه های عصبی جلب نمی

در زیر چند دلیل برای عدم انسجام MLP برای حل مستقیم TSP آورده شده است:

عدم توانایی تفاوتیابی هدف هدف:

TSP یک موضوع بهینه سازی گسته است، به این معنی که فضای پاسخ ها از تصمیم گیری ها و تفاوت های غیر قابل تشخیص (مثل شهر برای بازدید) ایجاد می شود. MLP، به عنوان مدل های مبتنی بر بهبودیان، قابل محاسبه بودن برای به روزرسانی وزن ها در طول آموزش است. ماهیت گسسته TSP اجازه اعمال بهینه سازی را به صورت مستقیم مشکل می کند.

نااطمینانی در ترتیب (Permutation Invariance):

تعداد بازدید از شهرها در جواب TSP حیاتی است. MLP ها که بر اساس جایگزین پذیری عمل می‌شوند، همه ویژگی‌های ورودی را بدون توجه به ترتیب بررسی می‌کنند. این باعث مشکل می‌شود تا یک MLP توابع دنباله‌ای مورد نیاز در TSP را که ترتیب بازدید از شهرها در آن مهم است، یاد بگیرد.

پیچیدگی و اطلاع رسانی عمومیت:

TSP رشد فاکتوریل در تعداد جواب‌های ممکن را نشان می‌دهد که باعث می‌شود MLP ها ممکن است با مشکلاتی در تعمیم بهتر به نمونه‌های ناشناخته یا اندازه بزرگتر مواجه شوند. محدوده محدود MLP ها و پیچیدگی ساختار TSP این موضوع را پیچیده‌تر می‌کند. عدم وجود نمایندگان میانی:

MLP ها برای انجام وظایف طراحی شده‌اند که از نمایندگان سلسله مراتبی یاد می‌کنند. در TSP، هدف یافتن یک ترتیب خاص از شهرها است و احتمالاً نماینده‌های مفیدی وجود ندارد که میان ساختارها در لایه‌های پنهان MLP ذخیره شده است.

منابع : , chatgpt

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1877050922000850>

<https://diego.codes/post/som-tsp>