

مقایسه روش های انتخاب ویژگی مبتنی بر انواع شبکه های عصبی مصنوعی

حسن نصرتی ناهوک

مربی دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه سراوان، سراوان، ایران

علی خاکی زهی

دانشجو کارشناسی مهندسی کامپیوتر، دانشکده فنی مهندسی، دانشگاه سراوان، سراوان، ایران

چکیده:

شبکه های عصبی مصنوعی که امروزه در کاربردهای فراوانی ارزش بالای خود را نشان داده اند، بر اساس مدل بیولوژیکی مغز جانوران بوجود آمده اند. این شبکه ها به واقع یک سیستم داده پردازی اطلاعات است که دارای خصوصیات اجرایی خاصی همانند شبکه های عصبی جانوری می باشد که از تعمیم یافتن مدل های ریاضی آن ها به وجود آمده اند. شبکه های عصبی مصنوعی، شاخه ای از هوش مصنوعی است که یک روش مناسب برای تشخیص الگوهای ناشناخته در داده می باشد که یکی از کاربردهای آن پیش بینی است. برای پیشبینی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، دو برنامه وجود دارد یکی مرحله آموزش می باشد و دیگری پیش بینی بر اساس داده آموزش داده شده است. همچنین از الگوریتم پس انتشار برای آموزش و از شبکه عصبی برای پیش بینی تقاضا استفاده می شود. در این پژوهش در نظر است مروری بر feedforward مصنوعی شبکه های عصبی مصنوعی، کارکرد و روش اجرای آن داشته باشیم.

کلیدواژه: شبکه عصبی، الگوریتم، پیش بینی، بیولوژیکی، داده پردازی

مقدمه:

شبکه عصبی مصنوعی (به انگلیسی Artificial Neural Network): یک سامانه پردازشی داده‌ها است که از مغز انسان ایده گرفته و پردازش داده‌ها را به عهده پردازنده‌های کوچک و بسیار زیادی سپرده که به صورت شبکه ای به هم پیوسته و موازی با یکدیگر رفتار می‌کنند تا یک مسئله را حل نمایند. در این شبکه‌ها به کمک دانش برنامه نویسی، ساختار داده ای طراحی می‌شود که می‌تواند همانند نورون عمل کند. که به این ساختار داده نورون گفته می‌شود. بعد با ایجاد شبکه ای بین این نورونها و اعمال یک الگوریتم آموزشی به آن، شبکه را آموزش می‌دهند. شبکه‌های عصبی صناعی یا به زبان ساده تر شبکه های عصبی سیستم ها و روش های محاسباتی نوین برای یادگیری ماشینی، نمایش دانش و در انتها اعمال دانش به دست آمده در جهت بیش بینی پاسخ های خروجی از سامانه های پیچیده هستند. ایده اصلی این گونه شبکه ها تا حدودی الهام گرفته از شیوه کارکرد سیستم عصبی زیستی برای پردازش داده‌ها و اطلاعات به منظور یادگیری و ایجاد دانش قرار دارد. عنصر کلیدی این ایده، ایجاد ساختارهایی جدید برای سامانه پردازش اطلاعات است. در این حافظه یا شبکه عصبی نورونها دارای دو حالت فعال (روشن یا ۱) و غیرفعال (خاموش یا ۰) اند و هر یال (سیناپس یا ارتباط بین گره‌ها) دارای یک وزن می‌باشد. یال های با وزن مثبت، موجب تحریک یا فعال کردن گره غیر فعال بعدی می‌شوند و یال‌های با وزن منفی، گره متصل بعدی را غیر فعال یا مهار (در صورتی که فعال بوده باشد) می‌کنند. در این شبکه ها اگر یک سلول آسیب ببیند بقیه سلول ها می‌توانند نبود آنرا جبران کرده، و نیز در بازسازی آن سهیم باشند. این شبکه ها قادر به یادگیری اند. مثلا با اعمال سوزش به سلول‌های عصبی لامسه، سلول‌ها یاد می‌گیرند که به طرف جسم داغ نروند و با این الگوریتم سیستم می‌آموزد که خطای خود را اصلاح کند. یادگیری در این سیستم ها به صورت تطبیقی صورت می‌گیرد، یعنی با استفاده از مثال ها وزن سیناپس ها به گونه ای تغییر می‌کند که در صورت دادن ورودی های جدید، سیستم پاسخ درستی تولید کند. کاربرد های شبکه های عصبی مصنوعی ANN می‌توان موارد زیر را از کاربرد های شبکه های عصبی مصنوعی ذکر کرد: پردازش تصویر و دید (Image processing and computer vision): پردازش علائم (Signal processing) شامل ریخت شناسی و تجزیه و تحلیل علائم مربوط به زمین لرزه‌ها و ... شناسایی الگوها (Pattern recognition): شامل شناسایی چهره، اثر انگشت، تشخیص نوع صدا و نوع صحبت کردن، دستخط و ... پزشکی (Medicine): شامل تجزیه و تحلیل و تشخیص علائم دستگاه ضربان نگار قلب (الکتروکاردیوگرافیک)، تشخیص امراض گوناگون و ... سیستم های نظامی (Military systems): شامل ردیابی مین های زیر دریایی، دسته بندی صدا های نابه هنجار

و مخل در رادار ها و شناسایی گوینده رزمی .سیستم های تجاری : (Financial systems) شامل تجزیه و تحلیل انبار مغازه ها، ارزیابی واقعی املاک و ... برنامه ریزی، کنترل و جستجو (Planning, control, and search) شامل اجرای موازی مسائل و کنترل ربات ها .هوش مصنوعی : (Artificial intelligence) شامل برخی سیستم های طبی و اجرای سیستم های خبره .سیستم های قدرت : (Power systems) شامل برآورد وضعیت سیستم، ردیابی سریع و دسته بندی ردیابی، ردیابی خطا و ترمیم آن، پیش بینی و برآورد تخمین امنیت .شبکه های عصبی مصنوعی دارای دامنه کاربرد وسیعی می باشند از جمله سامانه های آنالیز ریسک، کنترل هواپیما بدون خلبان، آنالیز کیفیت جوشکاری، آنالیز کیفیت کامپیوتر، آزمایش اتاق اورژانس، اکتشاف نفت و گاز، سامانه های تشخیص ترمز کامیون، تخمین ریسک وام، شناسایی طیفی، تشخیص دارو، فرآیندهای کنترل صنعتی، مدیریت خطا، تشخیص صدا، تشخیص هپاتیت، بازیابی اطلاعات راه دور، شناسایی مین های زیردریایی، تشخیص اشیاء سه بعدی و دست نوشته ها و چهره و . . در کل می توان کاربرد های شبکه های عصبی را به صورت زیر دسته بندی کرد :تناظر (شبکه الگو های مغشوش و به هم ریخته را بازشناسی می کند)، خوشه یابی، دسته بندی، شناسایی، بازسازی الگو، تعمیم دهی (به دست آوردن یک پاسخ صحیح برای محرک ورودی که قبلا به شبکه آموزش داده نشده)، بهینه سازی. امروزه شبکه های عصبی در کاربرد های مختلفی نظیر مسائل تشخیص الگو که خود شامل مسائلی مانند تشخیص خط، شناسایی گفتار، پردازش تصویر و مسائلی از این دست می شود و نیز مسائل دسته بندی مانند دسته بندی متون یا تصاویر، به کار می روند .در کنترل یا مدل سازی سامانه هایی که ساختار داخلی ناشناخته یا بسیار پیچیده ای دارند نیز به صورت روز افزون از شبکه های عصبی مصنوعی استفاده می شود. به عنوان مثال می توان در کنترل ورودی یک موتور از یک شبکه عصبی استفاده نمود که در این صورت شبکه عصبی خود تابع کنترل را یاد خواهد گرفت.

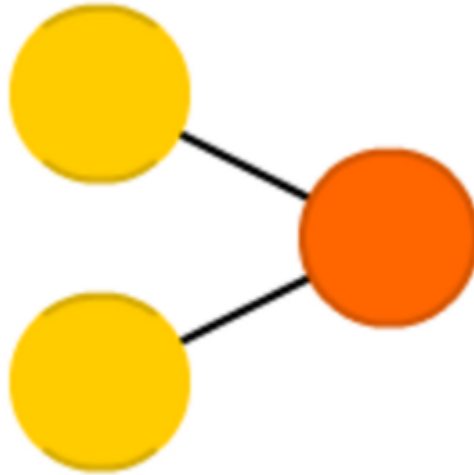
انواع شبکه های عصبی مصنوعی

در ادامه، ۲۷ مورد از انواع شبکه های عصبی مصنوعی، معرفی شده است. در تصویر زیر، راهنمای جامع انواع شبکه های عصبی ارائه شده است.

شبکه عصبی پرسپترون

«پرسپترون (Perceptron | P)»، ساده ترین و قدیمی ترین مدل از نورون محسوب می شود که تاکنون توسط بشر شناخته شده است. پرسپترون، تعدادی ورودی را دریافت، آن ها را تجمیع و تابع فعال سازی را روی آن ها

اعمال می کند و در نهایت، آن ها را به لایه خروجی پاس می دهد. در این قسمت، معجزه اصلی شبکه های عصبی مصنوعی به وقوع نمی پیوندد.

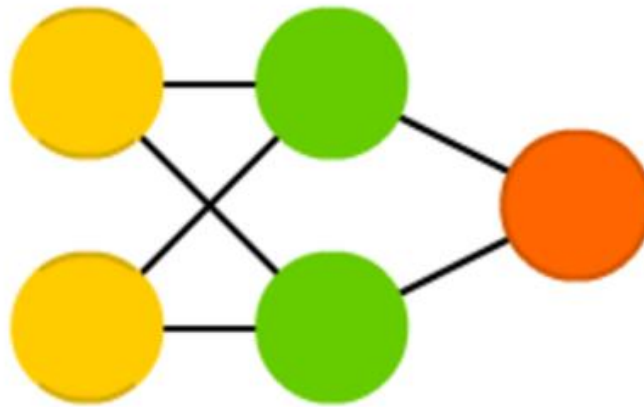


پرسپترون (P)

شبکه عصبی پیش خور

«شبکه های عصبی پیش خور (Feed Forward Neural Networks | FF)» نیز از اعضای قدیمی خانواده شبکه های عصبی محسوب می شوند و رویکرد مربوط به آن ها از دهه ۵۰ میلادی نشأت می گیرد. عملکرد این الگوریتم، به طور کلی از قواعد زیر پیروی می کند:

- همه گره ها کاملاً متصل هستند.
- فعال سازی از لایه ورودی به خروجی، بدون داشتن حلقه رو به عقب، جریان پیدا می کند.
- یک لایه (لایه پنهان) بین ورودی و خروجی وجود دارد.



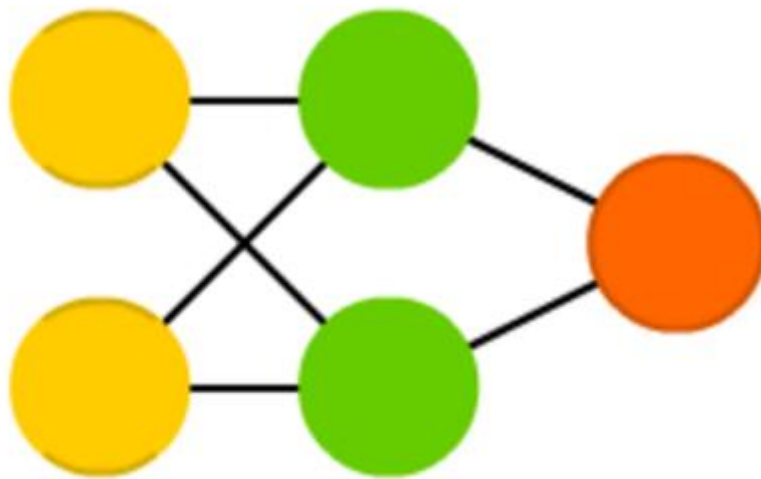
پیش‌خور (FF)

در اغلب مواقع، این نوع از شبکه‌های عصبی با استفاده از روش «پس انتشار (Backpropagation)» آموزش داده می‌شوند.

شبکه عصبی شعاعی پایه

«شبکه‌های عصبی شعاعی پایه (Radial Basis Networks | RBF)» در واقع شبکه‌های عصبی پیش‌خوری (FF) هستند که از «تابع شعاعی پایه (Radial Basis Function)»، به جای «تابع لجستیک (Logistic Function)» به عنوان تابع فعال‌سازی استفاده می‌کنند. سوالی که در این وهله مطرح می‌شود این است که تفاوت شبکه عصبی شعاعی پایه با شبکه عصبی پیش‌خور چیست؟

تابع لجستیک برخی از مقادیر دلخواه را به یک بازه ۰ تا ۱ نگاشت می‌کند تا به یک پرسش «بله یا خیر» (پرسش دودویی) پاسخ دهد. این نوع از شبکه‌های عصبی برای «دسته‌بندی (Classification)» و «سیستم‌های تصمیم‌گیری (Decision Making Systems)» مناسب هستند، ولی برای مقادیر پیوسته عملکرد بدی دارند.



شبکه شعاعی پایه (RBF)

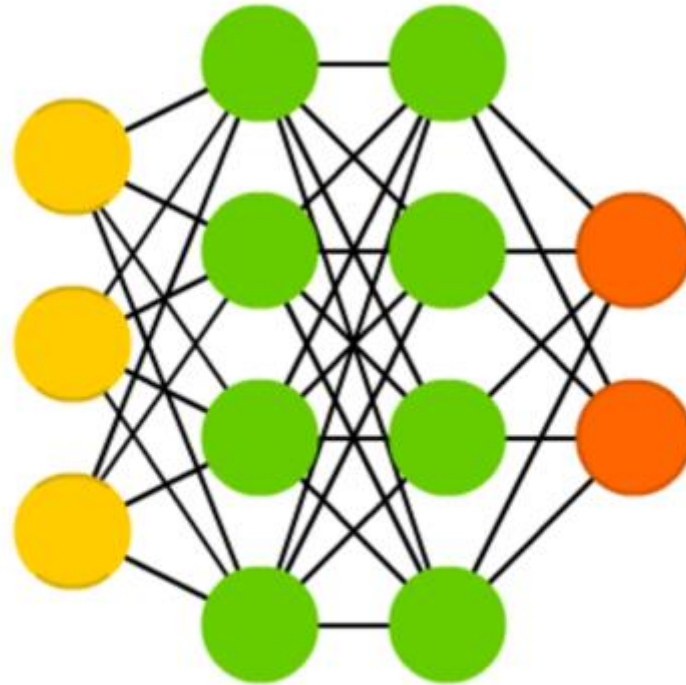
این در حالی است که توابع شعاعی پایه به این پرسش پاسخ می دهند که «چقدر از هدف دوریم؟» و این امر موجب می شود تا این شبکه های عصبی برای تخمین تابع و کنترل ماشین (برای مثال، به عنوان جایگزینی برای کنترل کننده (PID) مناسب محسوب شوند. به طور خلاصه باید گفت که شبکه های عصبی شعاعی پایه در واقع نوعی از شبکه های عصبی پیش خور با تابع فعال سازی و ویژگی های متفاوت هستند.

شبکه عصبی پیش خور عمیق

«شبکه عصبی پیش خور عمیق» (Deep Feed Forward Neural Networks | DFF)، در اوایل دهه ۹۰ میلادی، مقدمه ای بر بحث شبکه های عصبی شد. این نوع از شبکه های عصبی نیز شبکه های عصبی پیش خور هستند، ولی بیش از یک «لایه پنهان (Hidden Layer)» دارند. سوالی که در این وهله پیش می آید آن است که تفاوت این نوع از شبکه های عصبی با شبکه های عصبی پیش خور سنتی در چیست؟

در هنگام آموزش دادن یک شبکه عصبی پیش خور، تنها بخش کوچکی از خطا به لایه پیشین پاس داده می شود. به همین دلیل، استفاده از لایه های بیشتر، منجر به رشد نمایی زمان آموزش می شود و همین موضوع، موجب می شود که شبکه های عصبی پیش خور عمیق، عملاً بدون کاربرد و غیر عملی باشند. در اوایل سال دو هزار میلادی، رویکرد هایی توسعه پیدا کردند که امکان آموزش دادن یک شبکه عصبی پیش خور عمیق (DFF) را

به صورت موثر فراهم می کردند. امروزه، این شبکه های عصبی، هسته سیستم های یادگیری ماشین مدرن را تشکیل می دهند و هدفی مشابه با هدف شبکه های عصبی پیش خور (FF) را پوشش می دهند؛ اما نتایج بهتری را دربردارند.

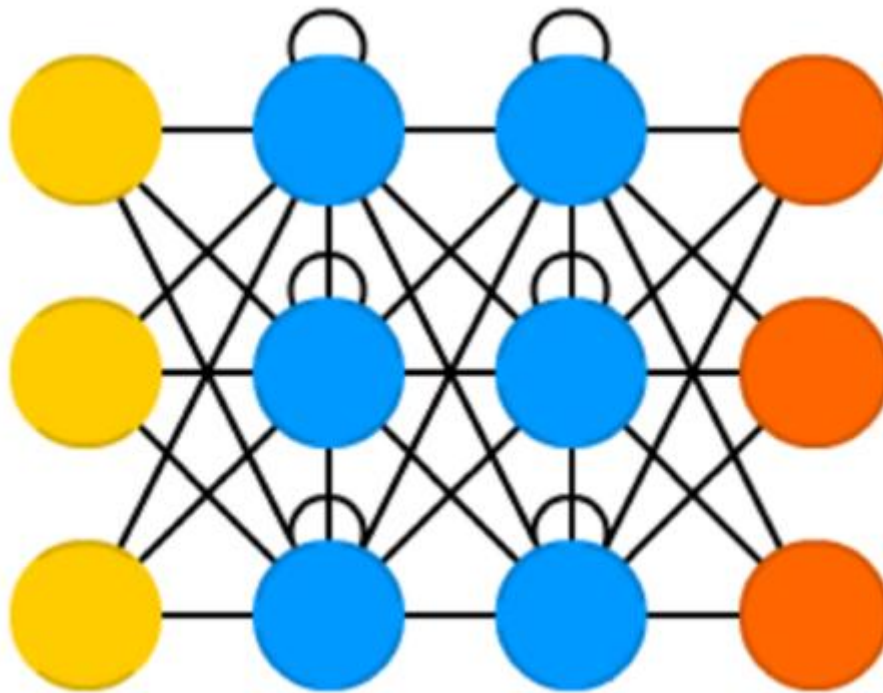


پیش خور عمیق (DFF)

شبکه های عصبی بازگشتی

«شبکه های عصبی بازگشتی (Recurrent Neural Networks | RNN)» نوع متفاوتی از سلول ها با عنوان «سلول های بازگشتی (Recurrent Cells)» را معرفی می کنند. اولین شبکه از این نوع، «شبکه جردن» (Jordan Network) است؛ در این نوع از شبکه، هر یک از سلول های پنهان، خروجی خود را با تاخیر ثابت - یک یا تعداد بیشتری تکرار - دریافت می کنند. صرف نظر از این موضوع، شبکه جردن مشابه با شبکه های عصبی پیش خور متداول بود.

البته، تغییرات گوناگونی مانند پاس دادن حالت به «گره های ورودی (Input Nodes)»، تأخیر متغیرها و دیگر موارد در این نوع از شبکه ها اتفاق افتاده، اما ایده اصلی به همان صورت باقی مانده است. این نوع از شبکه های عصبی (NN) اساساً هنگامی استفاده می شوند که «زمینه (Context)» مهم است و در واقع یعنی هنگامی که تصمیم گیری ها از تکرارهای قبلی یا نمونه ها، می تواند نمونه های کنونی را تحت تاثیر قرار دهد. به عنوان مثالی متداول از این نوع از زمینه ها، می توان به «متن (Text)» اشاره کرد. در متن، یک کلمه را می توان تنها در زمینه کلمه یا جمله پیشین تحلیل کرد.

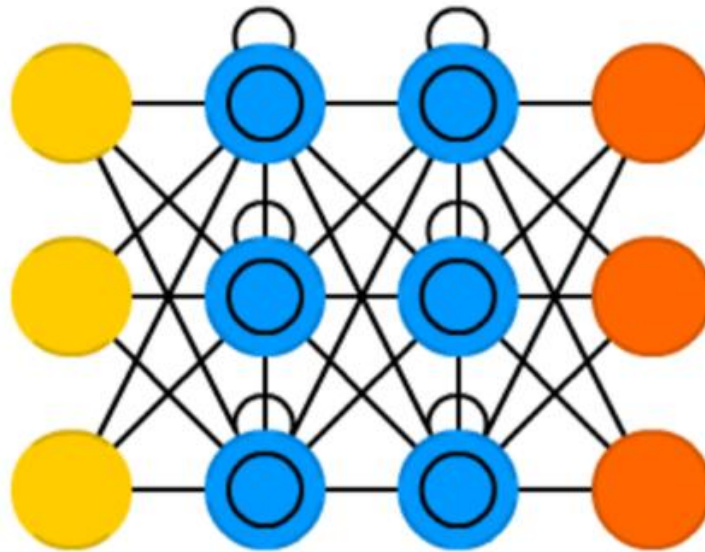


شبکه عصبی بازگشتی (RNN)

حافظه کوتاه مدت بلند

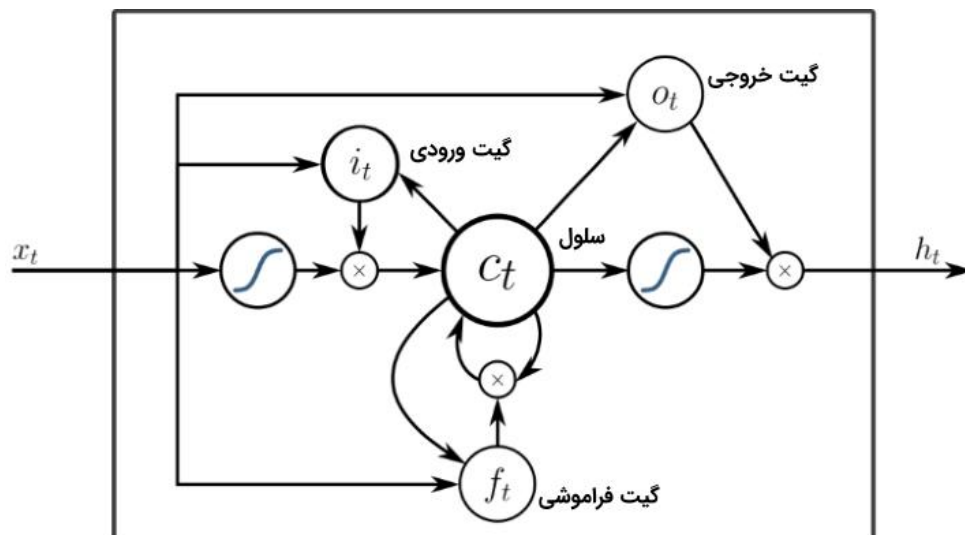
«حافظه کوتاه مدت بلند (Long/Short Term Memory | LSTM)» نوع جدیدی از «سلول حافظه» (Memory Cell) را معرفی می‌کند. این سلول می‌تواند داده‌ها را هنگامی که دارای شکاف زمانی (یا تاخیر زمانی) هستند، پردازش کند.

شبکه عصبی پیش‌خور می‌تواند متن را با «به خاطر سپردن» ده کلمه پیشین پردازش کند. این در حالی است که LSTM می‌تواند قاب‌های ویدئو را با «به خاطر سپردن» چیزی که در قاب‌های بسیار پیشین اتفاق افتاده است پردازش کند.



حافظه کوتاه مدت بلند (LSTM)

شبکه های LSTM به طور گسترده ای برای «بازشناسی گفتار (Speech Recognition)» و «بازشناسی نوشتار (Writing Recognition)» مورد استفاده قرار می گیرند. سلول های حافظه اساساً ترکیبی از یک جفت عنصر که به آن ها گیت گفته می شود هستند. این عناصر، بازگشتی هستند و چگونگی به یاد آوردن و فراموش کردن اطلاعات را کنترل می کنند. ساختار این نوع از شبکه ها، در تصویر زیر به خوبی مشخص است. این نکته که هیچ تابع فعال سازی بین بلوک ها وجود ندارد نیز شایان توجه است.

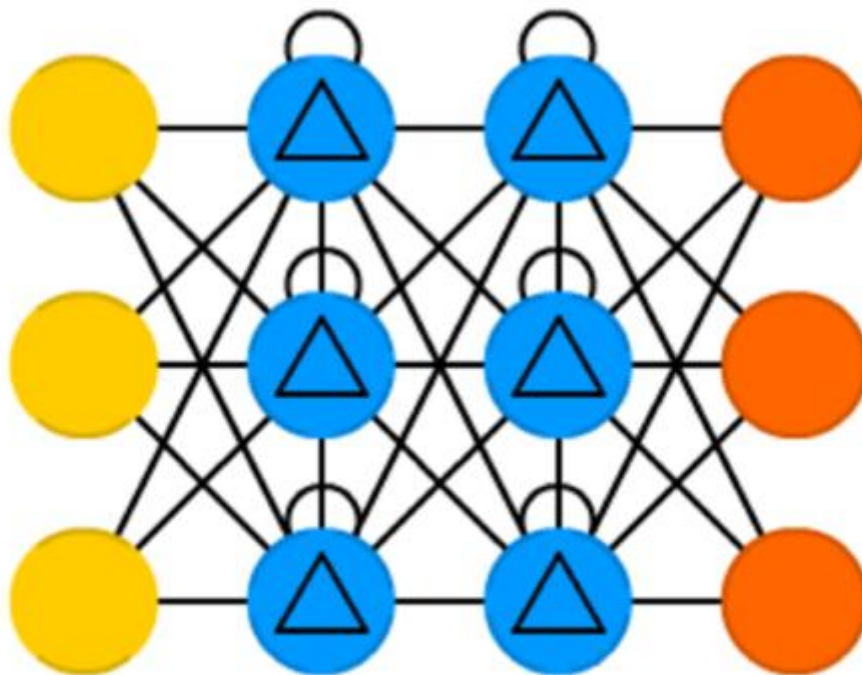


X های موجود در نمودار، گیت ها هستند و وزن و گاهی تابع فعال سازی خود را دارند. برای هر نمونه، X ها تصمیم می گیرند داده ها را به جلو پاس دهند یا خیر، حافظه را پاک کنند یا نه و به همین ترتیب. گیت ورودی، تصمیم می گیرد که چه میزان اطلاعات از آخرین نمونه در حافظه نگه داری می شود. گیت خروجی میزان داده

های پاس داده شده به لایه بعدی را تنظیم می کند و گیت فراموشی، نرخ خارج شدن از موارد ذخیره شده در حافظه را کنترل می کند. آنچه بیان شد، یک شکل بسیار ساده از سلول های LSTM است و معماری های متعدد دیگری نیز برای این نوع از شبکه های عصبی، موجود است.

شبکه عصبی واحد بازگشتی گیتی

«واحد بازگشتی گیتی (Gated Recurrent Unit | GRU)» نوعی از LSTM با گیت ها و دوره زمانی متفاوت است. این نوع از شبکه عصبی ساده به نظر می آید. در حقیقت، فقدان گیت خروجی، تکرار چندین باره یک خروجی مشابه را برای ورودی ها ساده تر می سازد. این نوع از شبکه های عصبی بازگشتی در حال حاضر بیشتر در «موتور متن به گفتار (Speech Synthesis)» و «ترکیب صدا (Music Synthesis)» به کار می رود. البته، ترکیب واقعی LSTM با GRU اندکی متفاوت است. زیرا، همه گیت های LSTM در یک گیت که به آن گیت به روز رسانی گفته می شود ترکیب شده اند و گیت «بازنشانی (Reset)» از نزدیک به ورودی گره خورده است GRU. ها نسبت به LSTM ها کمتر از منابع استفاده می کنند و اثر مشابه ای را دارند.

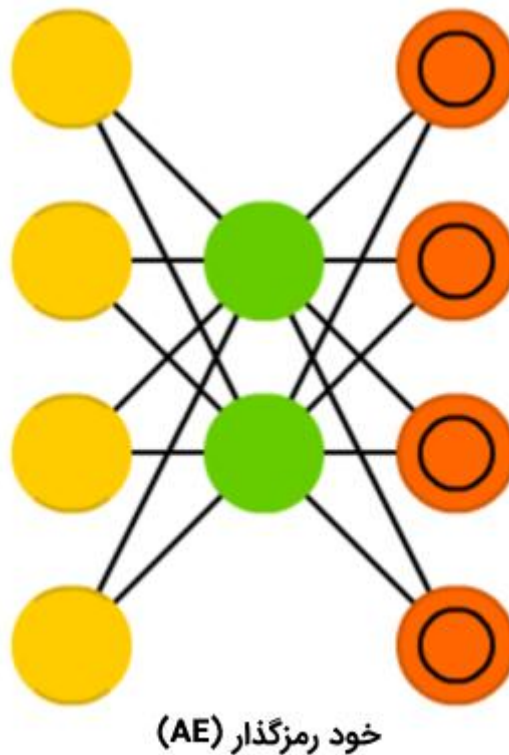


واحد بازگشتی گیتی (GRU)

شبکه عصبی خود رمز گذار

شبکه های عصبی «خود رمزگذار (Auto Encoder | AE)» برای دسته بندی، «خوشه بندی» (Clustering) و «فشرده سازی ویژگی ها (Feature Compression)» استفاده می شوند. هنگامی که یک شبکه عصبی پیش خور برای دسته بندی آموزش داده می شود، باید نمونه های X در Y دسته به عنوان خوراک داده شوند و انتظار می رود یکی از سلول های Y فعال سازی شده باشد. به این مورد، «یادگیری نظارت شده» (Supervised Learning) گفته می شود. از سوی دیگر، شبکه های عصبی خود رمزگذار را می توان بدون نظارت، آموزش داد.

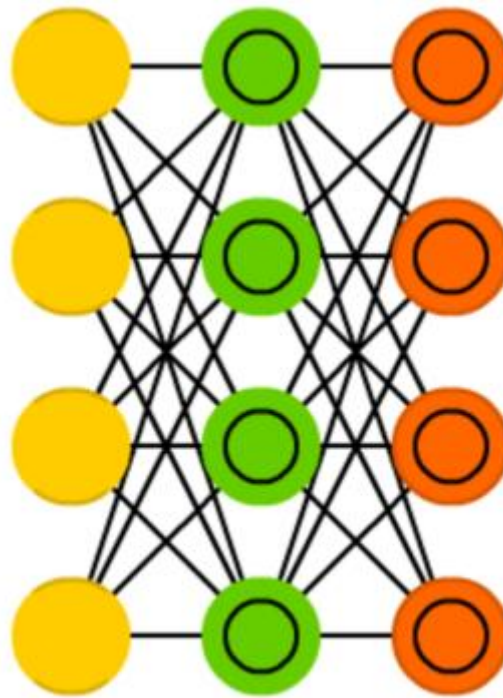
با توجه به ساختار این شبکه ها (که در آن تعداد لایه های پنهان کوچک تر از تعداد سلول های ورودی است و تعداد سلول های خروجی برابر با سلول های ورودی است) و اینکه AE به نوعی آموزش داده می شود که خروجی تا حد امکان به ورودی نزدیک باشد، شبکه عصبی خود رمزگذار مجبور می شود داده ها را تعمیم دهد و به دنبال الگو های متداول بگردد.



شبکه عصبی خود رمزگذار متغیر

«شبکه عصبی خود رمزگذار متغیر (Variational Auto Encoder | VAE)» در مقایسه با شبکه عصبی خود رمزگذار، احتمالات را به جای ویژگی ها فشرده می کند. علارغم تغییرات کوچک که بین دو شبکه عصبی مذکور اتفاق افتاده است، هر یک از این انواع شبکه های عصبی مصنوعی به پرسش متفاوتی پاسخ می دهند.

شبکه عصبی خودرمزگذار به پرسش «چگونه می توان داده ها را تعمیم داد؟» پاسخ می دهد، در حالی که شبکه عصبی خود رمزگذار متغیر به پرسش «اتصال بین دو رویداد چقدر قوی است؟ آیا باید خطا را بین دو رویداد توزیع کرد یا آن ها به طور کامل مستقل هستند؟» پاسخ می دهد.

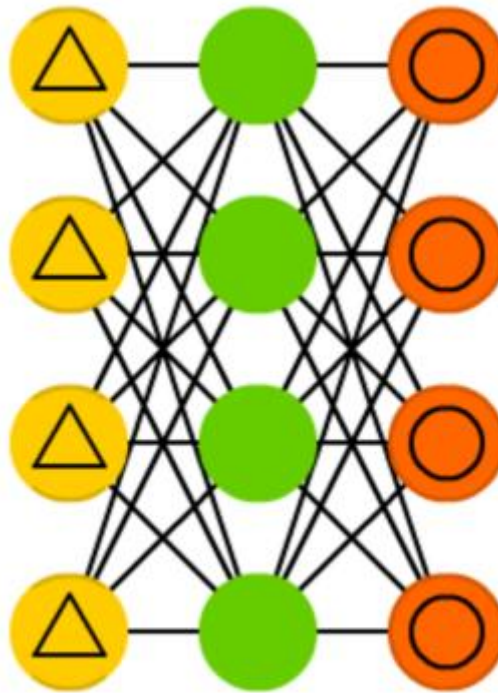


خود رمزگذار متغیر (VAE)

شبکه عصبی خود رمزگذار دینوزینگ

با وجود جالب بودن شبکه های خود رمزگذار، اما این شبکه های عصبی گاهی به جای پیدا کردن مستحکم ترین ویژگی، فقط با داده های ورودی سازگار می شوند (این مورد مثالی از بیش برازش یا همان Overfitting است). شبکه عصبی «خود رمزگذار دینوزینگ (Denoising AutoEncoder | DAE)» اندکی نویز به سلول ورودی اضافه می کنند.

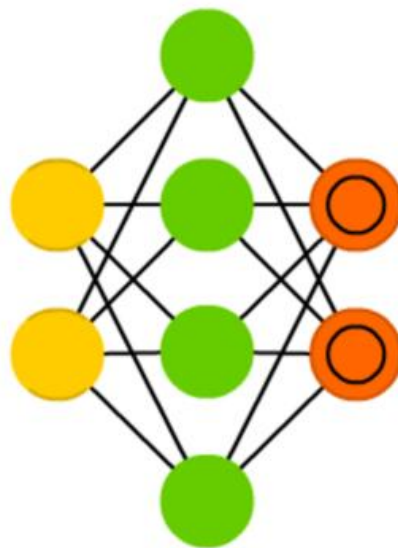
با این کار، شبکه عصبی خود رمزگذار دینوزینگ، مجبور می شود که خروجی را از یک ورودی نویزی، مجددا بسازد و آن را عمومی تر کند و ویژگی های متداول بیشتری را انتخاب کند.



خود رمزگذار دینویزینگ (DAE)

شبکه عصبی خود رمزگذار اسپارس

شبکه عصبی «خود رمزگذار اسپارس (Sparse AutoEncoder | SAE)» نیز یک نوع دیگر از شبکه های عصبی مصنوعی خود رمزگذار است که در برخی موارد، می تواند برخی از الگو های گروهی پنهان موجود در داده ها را آشکار کند. ساختار شبکه عصبی خود رمزگذار اسپارس نیز مشابه با AE است، در این نوع از شبکه های عصبی، تعداد لایه پنهان، بیشتر از تعداد سلول لایه ورودی/خروجی است.

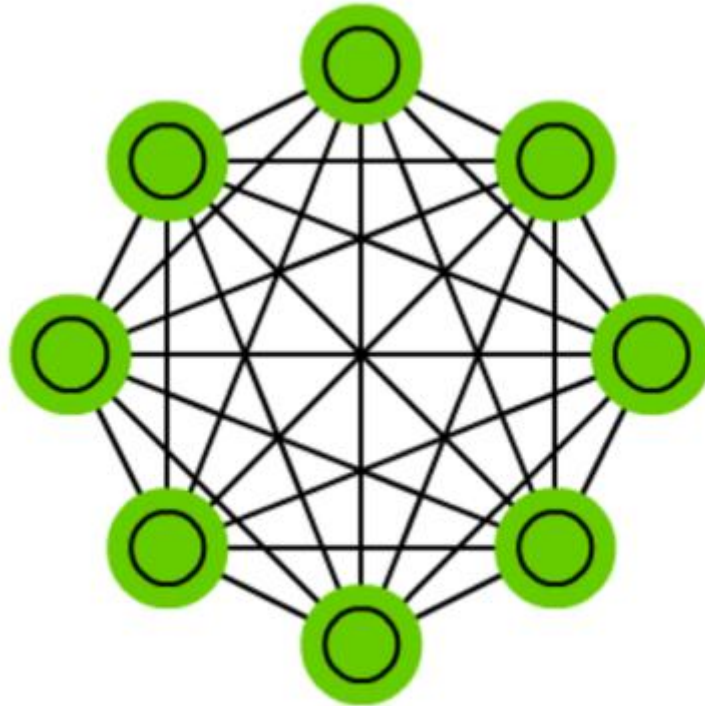


خود رمزگذار اسپارس (SAE)

زنجیره مارکوف

«زنجیره های مارکو (Markov Chains)» مفهومی بسیار قدیمی از گراف ها هستند که در آن ها، هر یالی یک احتمال دارد. در زمان های قدیم، از زنجیره های مارکوف برای ساخت متن استفاده می شد؛ برای مثال، بعد از کلمه Hello، با احتمال ۰۰۵۳/۰٪ کلمه Dear و با احتمال ۰۰۳۵۵۱٪ کلمه You می آید (در فناوری پیش بینی متن T۹ که در موبایل ها وجود دارد، از زنجیره های مارکوف استفاده می شود).

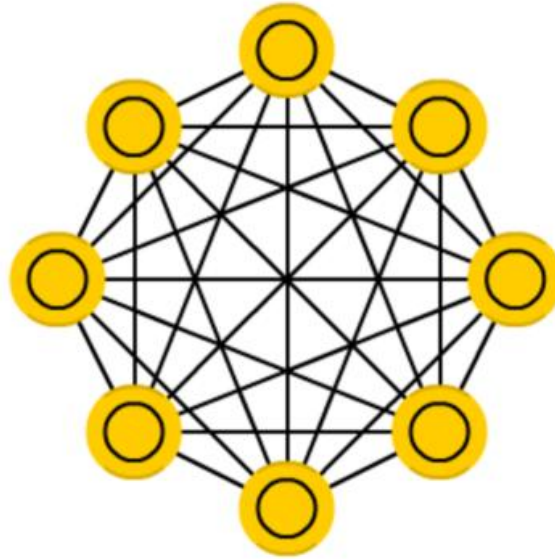
زنجیره های مارکوف، شبکه های عصبی به شیوه کلاسیک نیستند و می توانند برای دسته بندی بر پایه احتمالات (مانند فیلترهای بیزی)، برای خوشه بندی (برخی از انواع) و «ماشین حالت متناهی (Finite State Machine)» استفاده شوند.



زنجیره مارکو (MC)

شبکه عصبی هاپفیلد

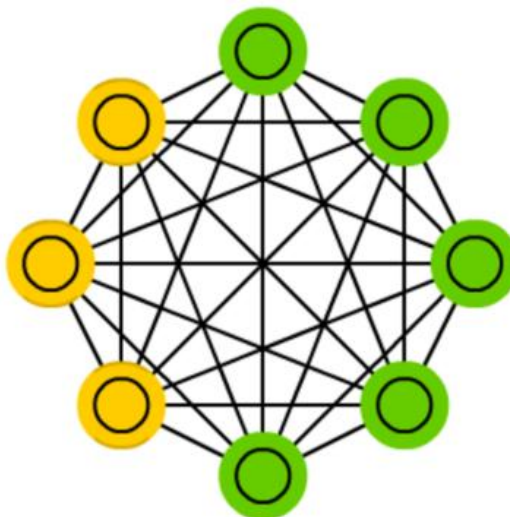
«شبکه های هاپفیلد (Hopfield Networks | HN)» روی مجموعه محدودی از نمونه ها آموزش دیده اند و بنابراین، به یک نمونه شناخته شده با نمونه مشابهی پاسخ می دهند. پیش از آموزش، هر سلول به عنوان یک سلول ورودی، در طول آموزش به عنوان یک سلول پنهان و در هنگام استفاده، به عنوان یک سلول خروجی کار می کند. یک شبکه هاپفیلد در تلاش است تا نمونه های آموزش دیده ای را بسازد، این شبکه ها برای دینوزینگ و بازگردانی ورودی ها مورد استفاده قرار می گیرند. در صورتی که به این شبکه ها نیمی از یک تصویر یا توالی یاد گرفته شده ارائه شود، نمونه کامل را بازی گردانند.



شبکه هاپفیلد (HN)

ماشین بولتزمن

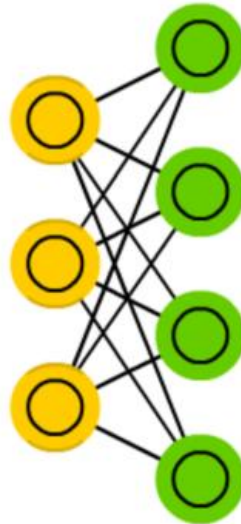
«ماشین های بولتزمن» (Boltzmann Machines | BM) از این جهت که برخی از سلول ها به عنوان ورودی علامت گذاری می شوند و پنهان باقی می مانند، شباهت بسیاری زیادی به شبکه های هاپفیلد دارند. سلول های ورودی به محض اینکه سلول های پنهان حالت خود را به روز رسانی می کنند، به سلول های خروجی مبدل می شوند (در طول آموزش، ماشین بولتزمن / شبکه هاپفیلد، سلول ها را یکی یکی به روز رسانی می کند و این کار به صورت موازی انجام نمی شود).



ماشین بولتزمن (BM)

ماشین بولتزمن محدود

«ماشین بولتزمن محدود» (Restricted Boltzmann Machine) در ساختار شبیه به BM است. اما به دلیل محدود بودن، فقط امکان آموزش دادن آن با استفاده از پس انتشار، صرفاً به عنوان پیش خور وجود دارد (تنها با این تفاوت که داده های پاس داده شده پس انتشار، یک بار به لایه ورودی برگشت داده می شوند).

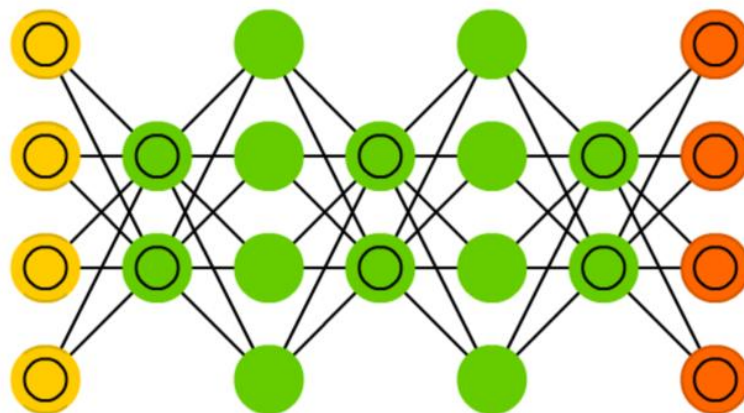


ماشین بولتزمن محدود (RBM)

شبکه باور عمیق

«شبکه باور عمیق (Deep Belief Network | DBN)» که در تصویر بالا قابل مشاهده است، در واقع پشته ای از ماشین های بولتزمن است (با خودرمزگذار متغیر احاطه شده است).

آن ها را می توان به صورت زنجیره ای با یکدیگر قرار داد (هنگامی که یک شبکه عصبی دیگری را آموزش می دهد) و برای تولید داده ها با یک الگوی یاد گرفته شده، قابل استفاده است.

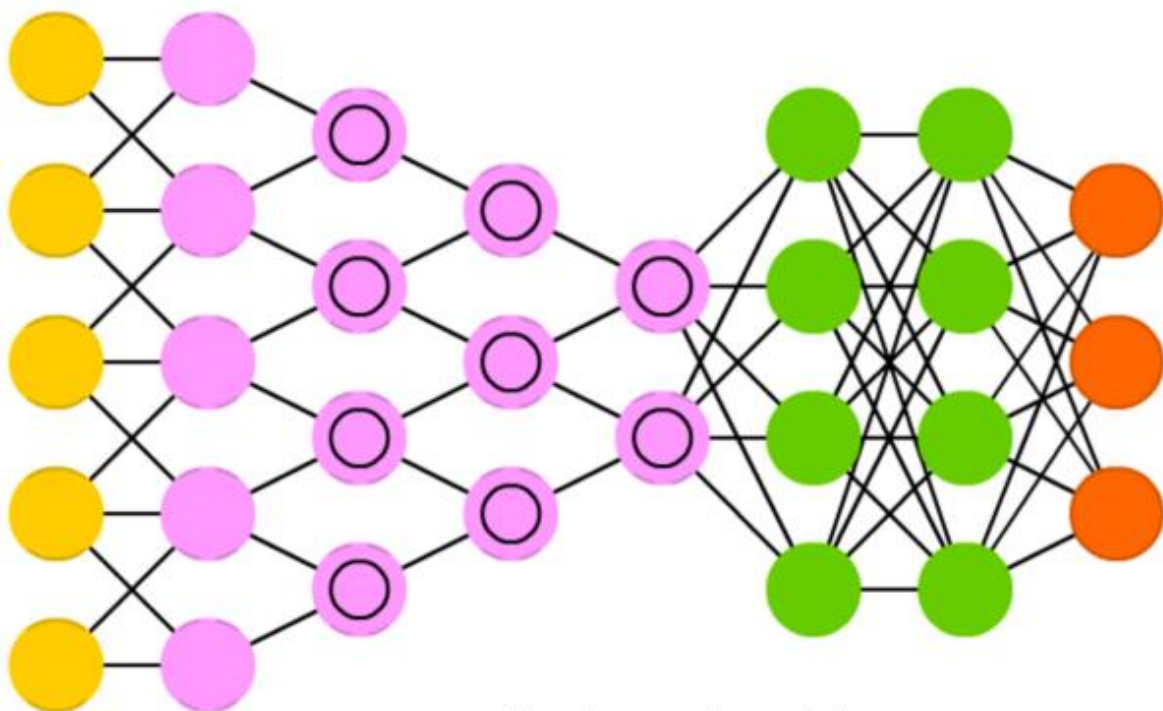


شبکه باور عمیق (DBN)

شبکه پیچشی عمیق

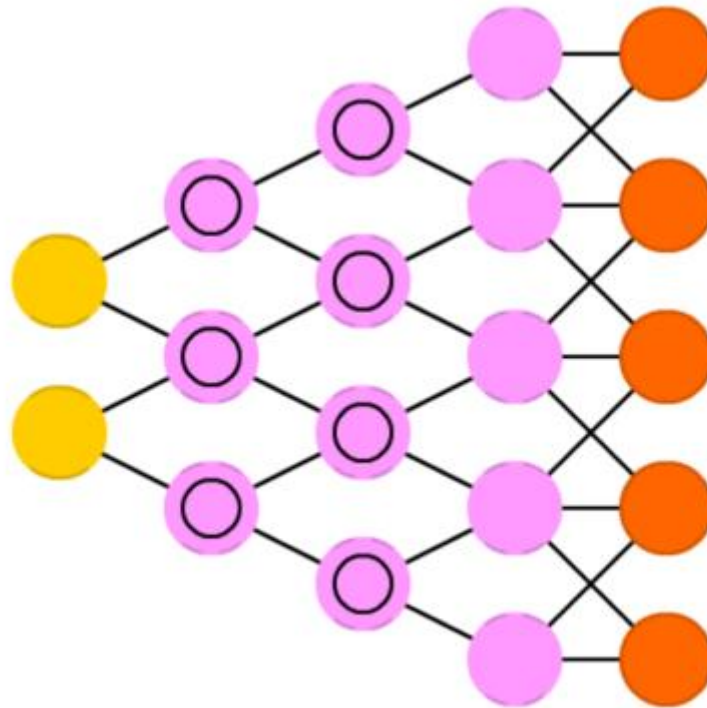
«شبکه پیچشی عمیق (Deep Convolutional Network | DCN)» در حال حاضر، ستاره شبکه های عصبی است. این نوع از شبکه های عصبی، دارای سلول های پیچشی (یا لایه های پولینگ) و کرنل هایی هستند که هر یک، به هدف متفاوتی خدمت دهی می کند. کرنل های پیچشی در واقع داده های ورودی را پردازش می کنند و لایه های پولینگ (گردآوری) این کار را با کاهش ویژگی های غیر لازم، ساده تر می کنند (معمولا با استفاده از توابع غیر خطی مانند Max).

شبکه های عصبی پیچشی عمیق معمولا برای «بازشناسی تصویر (Image Recognition)» مورد استفاده قرار می گیرند؛ این شبکه ها، روی یک زیرمجموعه از تصاویر (چیزی در حدود ۲۰ × ۲۰ عمل می کنند. پنجره ورودی، روی کل تصویر به صورت کرکره ای، پیکسل به پیکسل، عبور می کند. داده ها به لایه های پیچشی پاس داده می شوند و این امر موجب می شود که یک کیف شکل بگیرد (فشرده سازی ویژگی های ورودی). در حوزه بازشناسی تصویر، اولین لایه گرادیان، دومین لایه خطوط و سومین لایه شکل را شناسایی می کند و این روال به همین ترتیب در مقیاس یک شی مشخص ادامه خواهد داشت DFF. معمولا به لایه پیچشی نهایی پیوست می شود تا پیش پردازش های داده آتی انجام شود.



شبکه پیچشی عمیق (DCN)

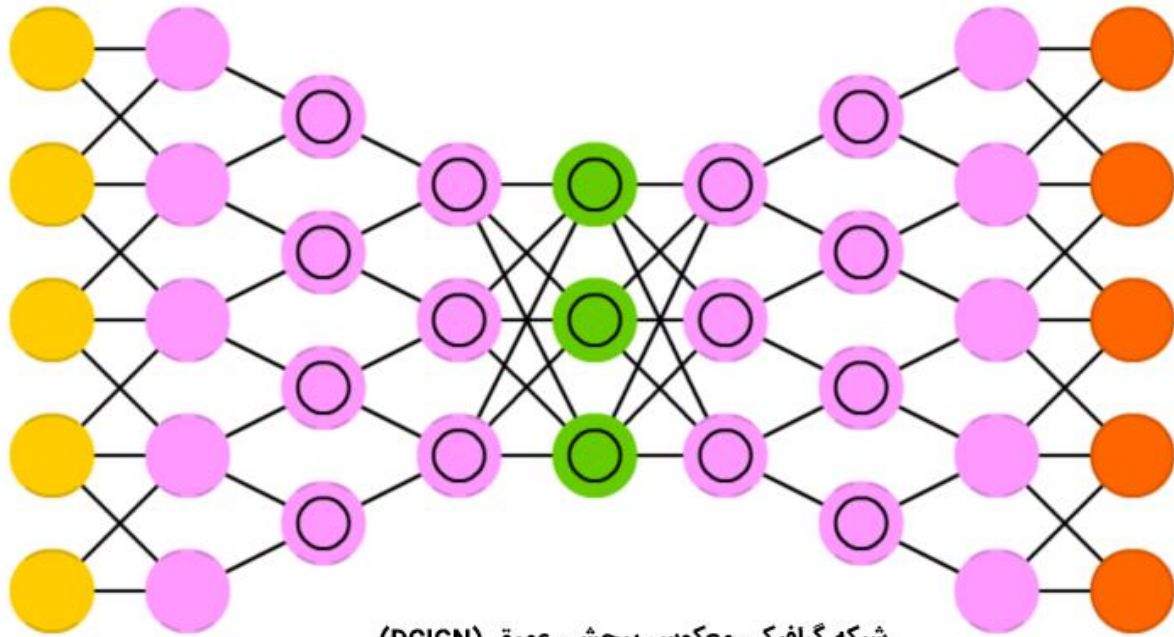
«شبکه دکانولوشنی (Deconvolution Network | DN)»، معکوس DCN است. شبکه دکانولوشنی تصویر گربه را دریافت و برداری مانند می سازد. شبکه پیچشی عمیق می تواند این بردار را دریافت کند و بر اساس آن، تصویر یک گربه را بکشد.



شبکه دکانولوشنی (DN)

شبکه گرافیکی معکوس پیچشی عمیق

«شبکه گرافیکی معکوس پیچشی عمیق (Deep Convolutional Inverse Graphics Network | DCIGN)» که در تصویر بالا نمایش داده شده، به گونه ای است که به نظر می رسد DCN و DN به یکدیگر چسبانده شده اند؛ اما این درست نیست. در واقع، DCIGN یک خود رمزگذار است DCN و DN به عنوان شبکه های مجزا عمل نمی کنند، در عوض، آن ها فاصله گذارهایی برای ورودی و خروجی شبکه هستند. این نوع از شبکه ها که بیشتر برای پردازش تصویر مورد استفاده قرار می گیرند، می توانند تصاویری را پردازش کنند که پیش از این، با آن ها آموزش ندیده باشند DCIGN. ها به دلیل سطوح انتزاعی که دارند، می توانند شی خاصی را از تصویر حذف کنند، آن را از نو بکشند و یا مثلاً، اسب ها را با گوره خرها جایگزین کنند (مانند کاری که با CycleGAN در یک پژوهشی انجام شده است).

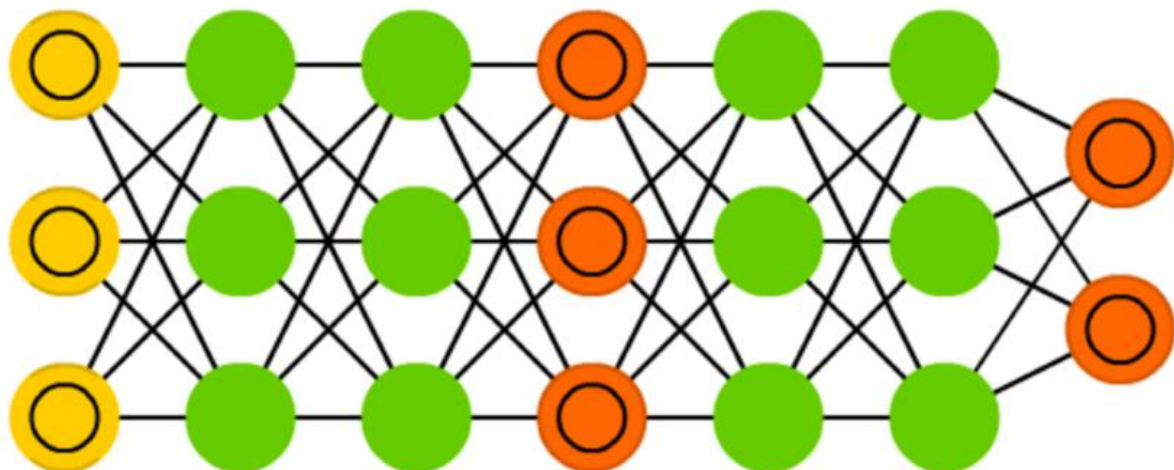


شبکه گرافیکی معکوس پیچشی عمیق (DCIGN)

شبکه مولد تخصصی

«شبکه های مولد تخصصی (Generative Adversarial Networks)» خانواده بزرگی از شبکه های دوتایی هستند که از «مولد (Generator)» و «متمایزگر (Discriminator)» ساخته شده اند.

این نوع از شبکه های عصبی دائما در حال تحول، در شرایطی که بتوان توازن آموزش را بین این دو شبکه (در دوتایی) حفظ کرد، می توانند تصاویر واقعی تولید کنند.

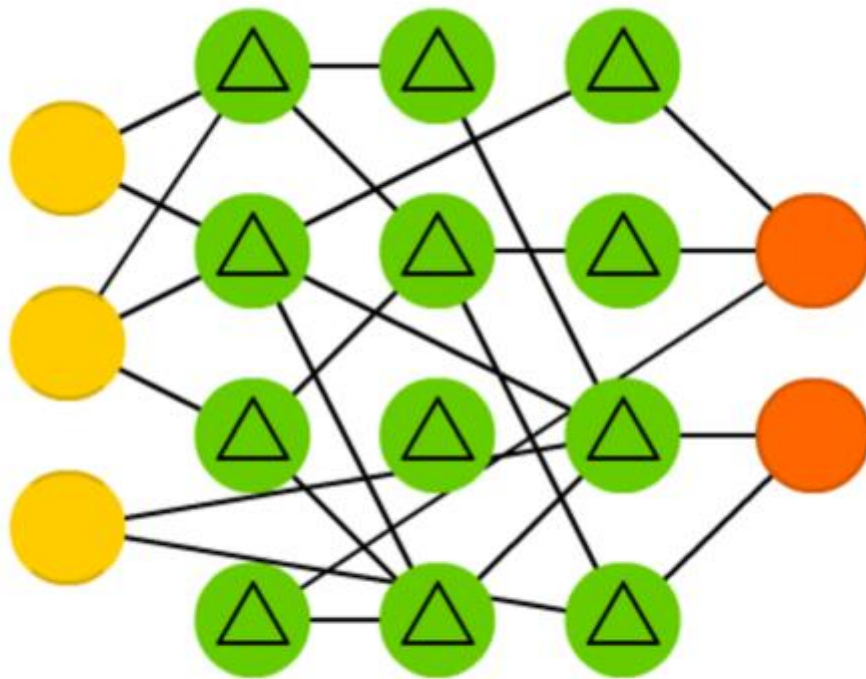


شبکه مولد تخصصی (GAN)

ماشین حالت سیال

«ماشین حالت سیال (Liquid State Machine | LSM)» یک شبکه عصبی اسپارس (کاملاً متصل نیست) است که در آن، توابع فعال سازی با سطح آستانه جایگزین شده‌اند. سلول، مقادیر را از نمونه های ترتیبی تجمع می‌کند و خروجی را تنها هنگامی می‌دهد که به آستانه رسیده باشد.

، شمارنده خارجی را مجدداً روی صفر قرار می‌دهد. چنین ایده ای، از مغز انسان الهام گرفته شده است و این شبکه ها به طور گسترده‌ای در «بینایی کامپیوتری (Computer Vision)» و سیستم های بازشناسی گفتار مورد استفاده قرار می‌گیرند؛ اما پیشرفت‌های اساسی نداشته‌اند.

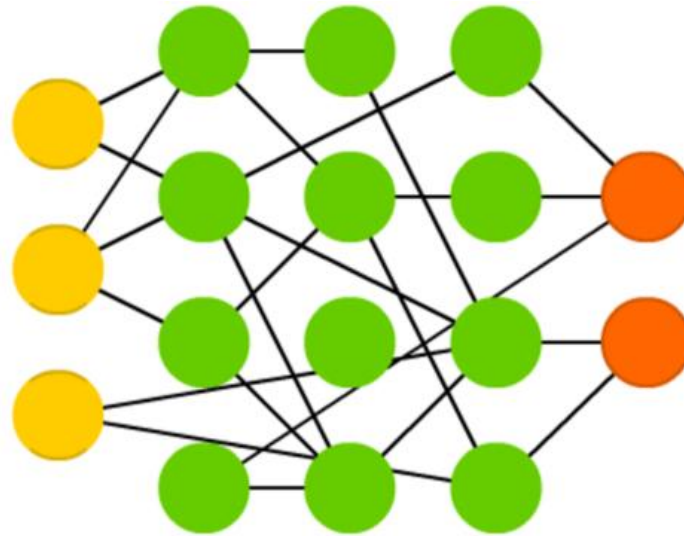


ماشین حالت سیال (LSM)

ماشین یادگیری حداکثری

«ماشین یادگیری حداکثری (Extreme Learning Machine | ELM)» تلاشی برای کاهش پیچیدگی نهفته در پس شبکه های عصبی پیش خور است. این کار با ساخت لایه های پنهان اسپارس با اتصالات تصادفی، انجام می‌شود.

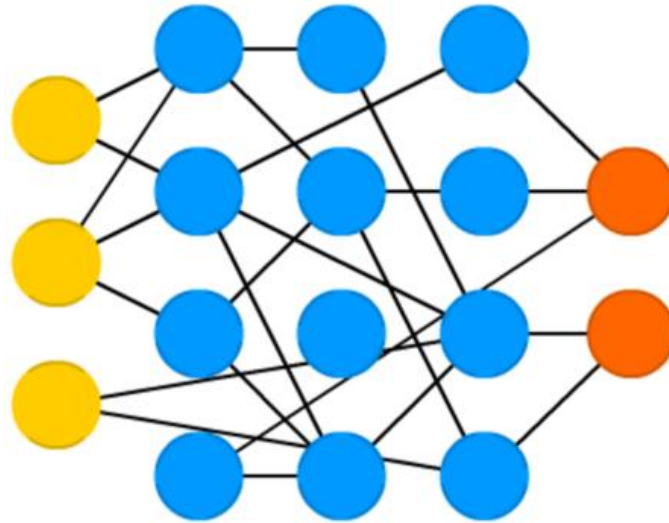
این نوع از شبکه های عصبی به قدرت محاسباتی کم تری نیاز دارند، اما کارایی واقعی آنها به شدت بستگی به وظیفه قابل انجام و داده ها دارد.



ماشین یادگیری حداکثری (ELM)

شبکه حالت پژواک

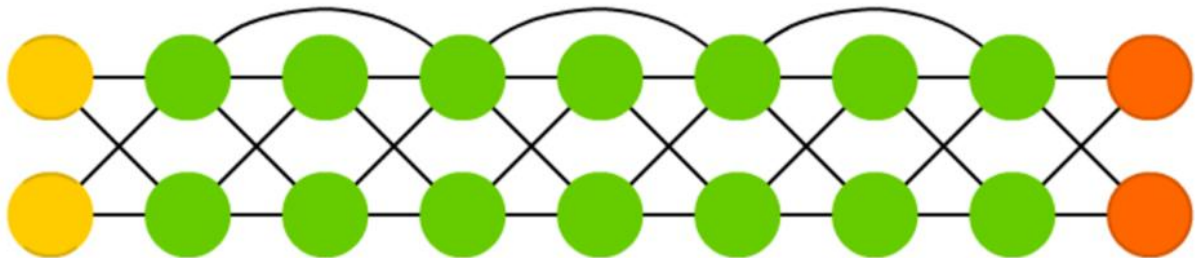
«شبکه حالت پژواک (Echo State Network | ESN)»، زیرنوعی از شبکه های عصبی بازگشتی با رویکرد آموزشی ویژه ای است. داده ها به ورودی و سپس، در صورتی که برای تکرارهای چندگانه مورد نظارت باشند، به خروجی پاس داده می شود (بدین شکل، این امکان فراهم می شود که ویژگی های بازگشتی دخیل شوند). پس از انجام این کار، فقط وزن های بین سلول های پنهان به روز رسانی می شود. البته، این نوع از شبکه های عصبی کاربرد های قابل توجهی ندارند.



شبکه حالت پژواک (ESN)

شبکه باقیمانده عمیق

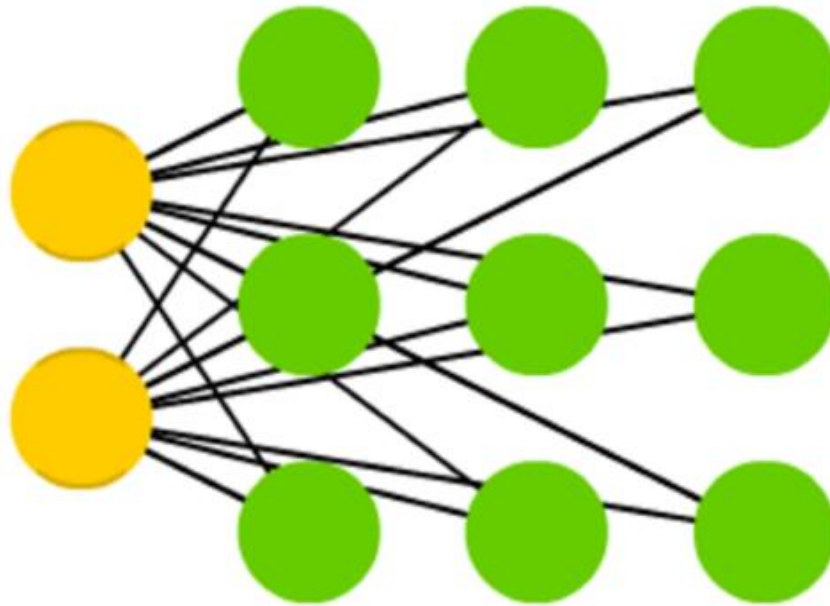
«شبکه باقیمانده عمیق (Deep Residual Network | DRN)» یک شبکه عمیق است که در آن، بخشی از داده های ورودی به لایه های بعدی پاس داده می شوند. این ویژگی، به این شبکه ها این امکان را می دهد که حقیقتا عمیق باشند (تا ۳۰۰ لایه)، اما در واقع، نوعی از شبکه های پیچشی عمیق بدون تاخیر صریح هستند.



شبکه باقیمانده عمیق (DRN)

شبکه عصبی کوهنن

«شبکه عصبی کوهنن (Kohonen Network | KN)»، ویژگی فاصله تا سلول را معرفی می کند. این نوع از شبکه های عصبی برای دسته بندی استفاده می شوند و تلاش می کنند تا سلول های خود را برای بیشینه واکنش به یک ورودی خاص آماده کنند. هنگامی که برخی از سلول ها به روز رسانی می شوند، نزدیک ترین همسایه های آن ها نیز به همین ترتیب به روز رسانی می شوند. همچون «ماشین بردار پشتیبان (Support Vector Machine)»، این نوع از شبکه ها نیز معمولا همیشه به عنوان شبکه های عصبی «واقعی» به حساب نمی آیند.

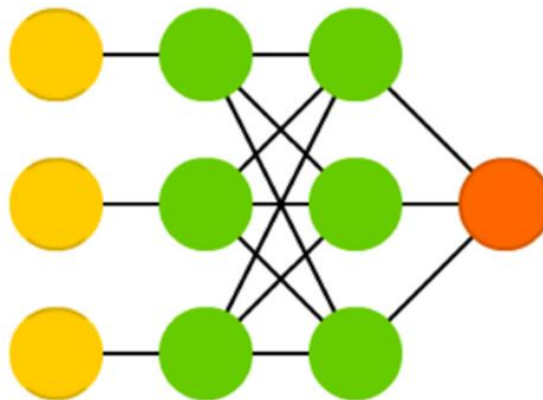


شبکه عصبی کوهنن (KN)

ماشین بردار پشتیبان

«ماشین بردار پشتیبان (Support Vector Machine | SVM) «برای وظیفه «دسته بندی دودویی» (Binary Classification) قابل استفاده است. اهمیتی ندارد که چند بُعد - یا ورودی - در شبکه پردازش شود، ورودی همیشه «بله» یا «خیر» است.

ماشین های بردار پشتیبان، در اغلب مواقع به عنوان شبکه های عصبی در نظر گرفته نمی شوند.

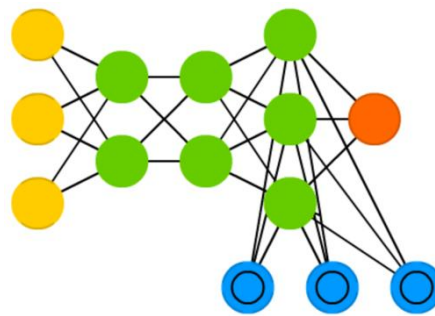


ماشین بردار پشتیبان (SVM)

ماشین تورینگ عصبی

شبکه های عصبی به نوعی مانند جعبه سیاه هستند. این شبکه ها را می توان آموزش داد، نتایج آن ها را دریافت کرد، آن ها را بهبود بخشید؛ ولی مسیر تصمیم گیری آن ها در اغلب مواقع از چشم انسان پنهان است. «ماشین تورینگ عصبی (Neural Turing Machine | NTM)»، تلاشی برای حل این مشکل است.

این نوع از شبکه عصبی، در واقع یک شبکه عصبی پیش خور (FF) با سلول های حافظه استخراج شده است. برخی از پژوهشگران نیز بر این باورند که ماشین عصبی تورینگ، نوعی از انتزاع بر فراز LSTM است. در این نوع از شبکه های عصبی، حافظه به وسیله محتوای آن ارجاع داده می شود و شبکه می تواند بسته به حالت کنونی، از حافظه بخواند و در آن بنویسد.



ماشین تورینگ عصبی (NTM)

منابع

۱. آوریده، ف.، بنی حبیب، م.ا. و طاهرشمسی، ا. (۱۳۸۰). کاربرد شبکه های عصبی مصنوعی جهت تخمین دبی رسوب رودخانه ها. سومین کنفرانس هیدرولیک ایران، دانشگاه تهران، تهران.
۲. طباطبایی، س.ع. دشتی زاده، پ. (۱۳۸۷). معرفی شبکه های عصبی Bayesian و کاربرد آنها در نگهداری پل ها. چهاردهمین کنفرانس دانشجویان مهندسی عمران
۳. دهقانی، ا.ا.، زنگانه، م.ا.، مساعدی، ا. و کوهستانی، ن. (۱۳۸۸). مقایسه تخمین بار معلق به دو روش منحنی سنج رسوب و شبکه عصبی مصنوعی (مطالعه موردی رودخانه دوغ استان گلستان). مجله علوم کشاورزی و منابع طبیعی، جلد شانزدهم، ویژه نامه ۱-الف، ص ۲۶۶-۲۷۸.
۴. ولی، ع.، معیری، م.، رامشت، م. ح. و موحدی نیا، ن. (۱۳۸۸). تحلیل مقایسه عملکرد شبکه های عصبی مصنوعی و مدل های رگرسیونی پیش بینی رسوب معلق مطالعه موردی حوضه آبخیز اسکندری واقع در حوضه آبریز زاینده رود. مجله پژوهش های جغرافیای طبیعی، شماره ۷۱، ص ۲۱-۳۰.
۵. بابایی، ا.، پهلوانی، ح. و سلاجقه، ع. (۱۳۸۹). ارزیابی کارایی مدل شبکه عصبی مصنوعی در تخمین هوشمند رسوب معلق روزانه در چند ایستگاه هیدرومتری منتخب در استان گلستان. مجله علوم و مهندسی آبخیزداری ایران، سال چهارم، شماره ۱۳، ص ۶۴-۶۱.
۶. دهقانی، ن. و وفاخواه، م. (۱۳۹۲). مقایسه روش های تخمین رسوب معلق روزانه با استفاده از روش های منحنی سنج رسوب و شبکه عصبی (مطالعه موردی: ایستگاه قزاقلی، استان گلستان). مجله پژوهش های حفاظت آب و خاک، جلد بیستم، شماره ۲، ص ۲۲۱-۲۳۰.
۷. Sarangi, A., Bhattacharya, A, K, ۲۰۰۵. Comparison of artificial neural network and regression models for sediment loss prediction from Banha watershed in India. Water technology Center, IARI, Pusa Campus, New Dehli.
۸. Zhu, Y, M., Lu, X, X., Zhou, Y., ۲۰۰۷. Suspended sediment flux modeling with artificial neural network: an example of the Longchuanjiang River in the Upper Yangtze Catchment, China. Geomorphology,; ۸۴: ۱۱۱-۱۲۵.

۹. Kisi, O., Haktanir, T., Ardiclioglu, M., Ozturk, O., Yalcin, E., Uludag, S., ۲۰۰۹. Adaptive neuro-fuzzy computing technique for suspended sediment estimation. Adv. Engine. Soft.; ۴۰: ۴۳۸-۴۴۴.
۱۰. MacKay, D, J, C., ۱۹۹۲. Bayesian Interpolation, Neural Computation; ۴: ۴۱۵-۴۴۷.
۱۱. Foresee, F, D., ۱۹۹۷. Gauss-newton approximation to Bayesian regularization , International Joint Conference on Neural Network, Houston.; ۴(۲): ۱۹۳۰-۱۹۳۵
۱۲. Tokar, A, s., ۱۹۹۹. Johnson P A. Rainfall- Runoff modeling using artificial neural.
۱۳. Khan, M, S., Coulibaly, p., ۲۰۰۶. Bayesian neural network for rainfall-runoff modeling, Water Resour. Res.; ۴۲: ۸۰-۹۵
۱۴. Fithriasari, K., Brodjol, N., Sutikno, U., Kuswanto, H., ۲۰۱۳. Prediction of Hourly Rainfall using Bayesian Neural Network with Adjusting Procedure. The Third Basic Science International Conference.
۱۵. فرداد، ح. ۱۳۶۹. آبیاری عمومی. انتشارات دانشگاه تهران.