

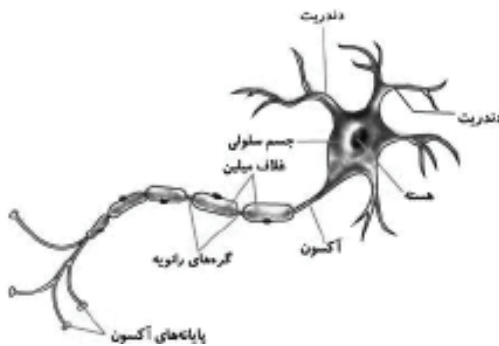
# شبکه عصبی مصنوعی و معرفی نوع جدید آن

## محدودیت‌های شبکه عصبی

- در کنار مزایای شبکه عصبی، این شبکه ممکن است معایبی نیز داشته باشد.
- ۱- شبکه عصبی مصنوعی قادر به توضیح منطق و قاعده کار نیست و اثبات درستی نتایج آن‌ها بسیار دشوار است.
  - ۲- محاسبات شبکه‌های عصبی معمولاً محتاج مقادیر زیادی برای آموزش مدل است.
  - ۳- در حالت کلی، شبکه‌های عصبی برای برخی از مسائل کارایی مناسبی ندارند.

## نورون عصبی انسان

در سیستم عصبی، نورون به‌عنوان اصلی‌ترین عنصر پردازش شناخته می‌شود. به‌طورکلی بدن انسان در حدود ۱۰۰ تریلیون نورون دارد. همان‌طور که در شکل ۱ نشان داده شده است تمامی آن‌ها از سه قسمت اصلی تشکیل شده‌اند؛ بدنه سلول، دندریت و آکسون.



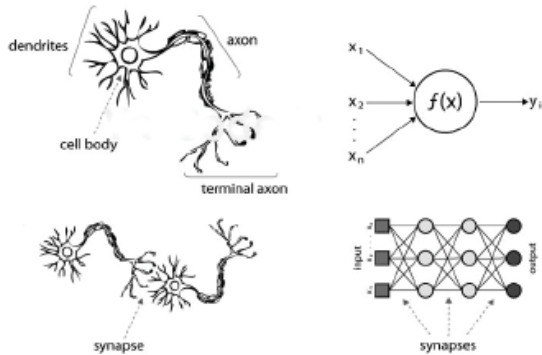
شکل ۱. سلول عصبی بدن

هر نورون دارای تعدادی دندریت و آکسون است. دندریت‌ها مناطق دریافت‌کننده سیگنال‌های الکتریکی هستند و سیگنال‌های الکتریکی را از آکسون نورون‌های دیگر به بدنه سلول می‌برند. بدنه سلول، ضمن فراهم کردن انرژی لازم برای فعالیت نورون، بر روی سیگنال‌های ورودی، عملیات مناسب انجام می‌دهد. آکسون نیز سیگنال‌های الکتروشیمیایی را از بدنه سلول به دندریت سایر نورون‌ها منتقل می‌کند. محل تلاقی یک آکسون از یک نورون به دندریت‌های سایر نورون‌ها را سیناپس می‌نامند که ارتباط بین نورون‌ها را برقرار می‌کند. شمای سیناپس در شکل ۲ دیده می‌شود.

اصطلاح شبکه عصبی مصنوعی به خانواده‌ای از مدل‌ها اشاره دارد که با یک فضای پارامتری بزرگ و ساختار منعطف، مشخص می‌شوند و از روی مطالعات مغزی الهام گرفته شده است. اولین سلول عصبی مصنوعی در سال ۱۹۴۳ به‌وسیله یک نورولوژیست به نام وارن مک‌کالوک (Warren McCulloch) و یک منطق‌دان به نام والتر پترز (Walter Pitts) ساخته شد. سیستم عصبی متشکل از تعداد زیادی نورون است که به‌طور هماهنگ باهم برای حل مسائل مورد استفاده قرار می‌گیرند. به‌دلیل کاربردهای گسترده شبکه عصبی، تعریف تخصصی مشخصی نمی‌توان برای آن ارائه کرد ولی بر اساس تعریف هایکین در سال ۱۹۹۸، شبکه عصبی عبارت است از: «یک پردازنده توزیع‌شده موازی که میل طبیعی برای ذخیره دانش تجربی و استفاده از آن را دارد». دانش از طریق یک فرآیند یادگیری توسط شبکه کسب می‌شود و قدرت ارتباط بین نورونی که به‌عنوان وزن‌های سیناپسی شناخته می‌شوند، برای ذخیره دانش مورد استفاده قرار می‌گیرند. یک شبکه عصبی می‌تواند بازه وسیعی از مدل‌های آماری را بدون نیاز به فرض رابطه مشخص بین متغیرهای وابسته و مستقل تخمین بزند و نوع ارتباط در حین یادگیری نیز مشخص می‌شود. دلیل این انعطاف‌پذیری، غیر قابل تفسیر بودن وزن‌های سیناپسی یک شبکه عصبی است.

## مزیت‌های شبکه‌های عصبی

- ۱- شبکه عصبی، به‌دلیل پردازش‌های موازی از سرعت پردازش بالایی برخوردار است.
- ۲- شبکه‌های عصبی توان بالقوه‌ای برای حل مسائل دارند که شبیه‌سازی آن‌ها از طریق منطقی و یا سایر روش‌ها، مشکل و یا غیر ممکن است.
- ۳- شبکه‌های عصبی همانند مغز انسان به‌طور پیوسته در حال یادگیری و انطباق با محیط هستند.
- ۴- در شبکه عصبی عدم عملکرد صحیح قسمتی از نورون‌ها، موجب ازکارافتادگی کامل مغز نمی‌شود و امکان اتخاذ تصمیم صحیح نیز وجود دارد.
- ۵- این روش قادر است برای داده‌ها در شرایط عدم اطمینان (اعم از اینکه فازی باشند یا به‌طور ناقص و توأم با دریافت نویز دریافت شده باشند) جواب منطقی ارائه دهد.
- ۶- عملکرد به‌هنگام: محاسبات شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند به‌صورت موازی انجام شود. سخت‌افزارهای مخصوصی طراحی و ساخته شده‌اند که می‌توانند از این قابلیت استفاده کنند.



شکل ۳: ساختار یک نورون عصبی مصنوعی

### انواع شبکه‌های عصبی

#### ۱- شبکه‌های پیش‌خور (Feed-forward)

شبکه‌های پیش‌خور، شبکه‌هایی هستند که مسیر پاسخ در آن‌ها همواره رو به جلو پردازش می‌شود و به نورون‌های لایه‌های قبل باز نمی‌گردد. در این نوع شبکه‌ها، به سیگنال‌ها اجازه حرکت یک طرفه، یعنی از ورودی تا خروجی داده می‌شود و بازخوردی وجود ندارد به این معنی که خروجی هر لایه تاثیری بر همان لایه ندارد. در بدن انسان نیز، پیام‌های عصبی به صورت یک طرفه از دندریت به بدنه سلول و سپس به آکسون حرکت می‌کنند. ساده‌ترین این نوع شبکه‌ها، شبکه‌های پرسپترون (Perceptron) هستند.

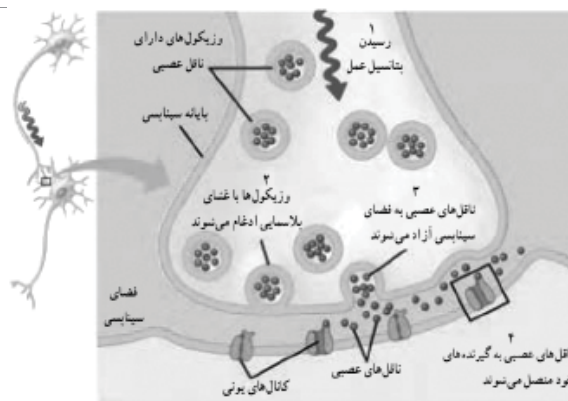
#### ۲- شبکه‌های پس‌خور (Feed-back)

تفاوت شبکه‌های برگشتی با شبکه‌های پیش‌خور در آن است که در شبکه‌های برگشتی حداقل یک سیگنال برگشتی از یک نورون به همان نورون یا نورون‌های همان لایه یا لایه قبل وجود دارد و اگر نورونی دارای فیدبک باشد بدین مفهوم است که خروجی نورون در حال حاضر نه تنها به ورودی در آن لحظه، بلکه به مقدار خروجی خود نورون، در لحظه گذشته نیز بستگی دارد. شبکه‌های برگشتی بهتر می‌توانند رفتار مربوط به ویژگی‌های زمانی و پویایی سیستم‌ها را نشان دهند. در این نوع شبکه‌ها که باتوجه به ماهیت پویای مساله طراحی می‌شوند، بعد از مرحله یادگیری شبکه، نیز پارامترها تغییر می‌کنند و تصحیح می‌شوند. به دلیل پویابودن شبکه، وضعیت آن‌ها پیوسته در حال تغییر است تا این‌که به نقطه تعادل برسند و تا زمانی که ورودی تغییر نکند در نقطه تعادل باقی می‌مانند. ساده‌ترین این شبکه‌ها، شبکه هاپفیلد (Hopfield network) است.

### مراحل طراحی یک شبکه عصبی مصنوعی

#### ۱- طراحی معماری شبکه

این مرحله شامل تعیین تعداد لایه‌های موجود در شبکه، تعداد نورون‌های هر لایه، تعیین برگشت‌پذیر بودن یا نبودن شبکه و ... است



شکل ۲: سیناپس

زمانی که سیگنال‌های عصبی از آکسون سایر نورون‌ها به یک نورون می‌رسد، آن را تحریک می‌کند. نورون‌ها پس از دریافت ولتاژ کم توسط سیگنال‌های عصبی از هر یک از اتصالات ورودی خود، آن‌ها را با هم جمع می‌کند. اگر این مقدار به مقدار آستانه برسد نورون آتش می‌گیرد و به آکسون خود یک ولتاژ خروجی ارسال می‌کند و آکسون نیز با توجه به شدت آن، ممکن است یک سیگنال را توسط سیناپس، به دندریت نورون‌ها بفرستد یا این‌که به دلیل ضعیف بودن آن، هیچ‌گونه سیگنالی را عبور ندهد و به همین ترتیب تمامی فعالیت‌های مغزی انسان انجام می‌شود. با این نگاه اجمالی به عملکرد نورون، باید سیستمی طراحی شود که دارای تعدادی ورودی باشد که باتوجه به اهمیت هر یک، آن‌ها را با یکدیگر جمع ساده جبری کند و توسط یک تابع مرسوم به تابع تبدیل، آن‌ها را به نورون‌های دیگر ارسال کند. شکل ۳ الگویی از یک واحد پردازش باتوجه به نحوه عملکرد یک نورون ارائه می‌دهد. همان‌گونه که مشاهده می‌شود، آکسون را می‌توان به خروجی، وزن را به ولتاژ و ورودی‌ها را به دندریت‌ها تشبیه کرد. بنابراین اجزای یک شبکه عصبی عبارت‌اند از:

**ورودی‌ها:** ورودی‌ها می‌توانند خروجی سایر لایه‌ها باشند یا این‌که به حالت خام در اولین لایه و به صورت‌های زیر باشند:

داده‌های عددی و رقمی

متون ادبی، فنی و ...

تصویر و یا شکل

**وزن‌ها:** میزان تأثیر ورودی بر خروجی مسئله را تا حدودی مشخص می‌کند و در شبکه‌های چند نورونی نیز تابع جمع میزان سطح فعالیت نورون [م] ام در لایه‌های درونی را مشخص می‌کند.

**تابع تبدیل:** بدیهی است تابع جمع بیان‌شده در بالا، پاسخ مورد انتظار شبکه نیست. تابع تبدیل عضوی ضروری در شبکه‌های عصبی محسوب می‌شود. انواع مختلفی از توابع تبدیل وجود دارد که باتوجه به ماهیت مساله مورد استفاده قرار می‌گیرند.

که با توجه به نوع مساله تعیین می شود. به عنوان مثال، شبکه های برگشتی در اغلب موارد برای مسائل پویا کاربرد دارند یا این که شبکه های پرسپترون پیش خور، برای نگاشت غیر خطی کاربرد دارند.

## ۲- تعیین نوع تابع تبدیل

برای تولید خروجی خاص می توان از تابع خاص استفاده کرد که بازه وسیعی از مقادیر ورودی را به مقدار خاصی نگاشت می دهد. انواع مختلفی از این توابع در شبکه های عصبی مصنوعی مورد استفاده قرار می گیرند ولی پرکاربردترین آنها، تابع تبدیل سیگموئید (Sigmoid function) است.

## ۳- آموزش شبکه

الگوریتم های یادگیری، روندهایی هستند که توسط آن ها وزن های شبکه تنظیم می شود. هدف از آموزش شبکه این است که شبکه قانون کار را بیاموزد و پس از آموزش به ازای هر ورودی، خروجی مناسب را ارائه دهد. تاکنون بیش از ۱۰۰ نوع الگوریتم یادگیری به وجود آمده است که می توان آن ها را به طور کلی به دو دسته تقسیم بندی کرد.

### یادگیری نظارت شده یا با ناظر (Supervised learning)

در این نوع آموزش، به الگوریتم یادگیری، مجموعه ای از زوج داده که به داده های یادگیری مرسوم هستند، داده می شود. هر داده یادگیری شامل ورودی به شبکه و خروجی هدف است. از مقایسه بین ورودی شبکه با خروجی هدف برای تنظیم پارامترهای شبکه (وزن ها) استفاده می شود به گونه ای که اگر دفعه بعد به شبکه همان ورودی داده شود، خروجی شبکه به خروجی هدف نزدیک تر است. یادگیری تشدید (Reinforcement learning) حالت خاصی از یادگیری با ناظر است که در آن به جای فراهم کردن خروجی هدف، به شبکه عددی که نشان دهنده میزان عملکرد شبکه است، ارائه می شود.

### یادگیری نظارت نشده

#### یا بدون ناظر (Unsupervised learning)

در این نوع یادگیری، هیچ سیگنالی که اطلاعاتی را در مورد مطلوبیت شبکه به خود شبکه وارد کند، وجود ندارد. به عبارت دیگر به شبکه گفته نمی شود که خروجی هدف چیست یا جواب شبکه چقدر مطلوب است. در این حالت شبکه با دریافت اطلاعات ورودی، باید طبقه بندی بین الگوهای ورودی، شاخص های موجود در ورودی ها و ارتباط موجود بین الگوهای ورودی را پیدا کرده و در خروجی کد کند. شکل ۴ الگوریتم های یادگیری شبکه را نشان می دهد.

paradigm	Learning rule	Architecture	Learning algorithm	Task
Supervised	Error-correction	Single- or multilayer perceptron	Perceptron learning algorithms Back-propagation Adaline and Madaline	Pattern classification Function approximation Prediction, control
	Boltzmann	Recurrent	Boltzmann learning algorithm	Pattern classification
	Hebbian	Multilayer feed-forward	Linear discriminant analysis	Data analysis Pattern classification
	Competitive	Competitive	Learning vector quantization	Within-class categorization Data compression
Unsupervised		ART network	ARTMAP	Pattern classification Within-class categorization
	Error-correction	Multilayer feed-forward	Sammon's projection	Data analysis
	Hebbian	Feed-forward or competitive	Principal component analysis	Data analysis Data compression
		Hopfield Network	Associative memory learning	Associative memory
	Competitive	Competitive	Vector quantization	Categorization Data compression
Hybrid		Kohonen's SOM	Kohonen's SOM	Categorization Data analysis
		ART networks	ART, ART2	Categorization
	Error-correction and competitive	RBF network	RBF learning algorithm	Pattern classification Function approximation Prediction control

شکل ۴: الگوریتم های یادگیری در شبکه عصبی

## شبکه های عصبی ویولت

### Wavelet Neural Network (WNN)

شبکه های ویولت، شبکه های عصبی با یک لایه پنهان هستند که یک شبکه عصبی (۱+۱/۲) لایه اند و در گره های لایه پنهان آن ها از توابع پایه ویولت استفاده شده است. این شبکه ها می توانند برای تخمین توابع غیرخطی به کار بروند. الگوریتم یادگیری این نوع شبکه ها عمدتاً الگوریتم پس انتشار خطا است. در ویولت ها توابع پایه از بیش تعیین شده اند و ساختار آن ها در حین آموزش تغییر نمی کند، تنها ضرایب بسط (وزن ها) از طریق الگوریتم غیر تکراری که عمدتاً بر پایه روش حداقل مربعات خطا هستند محاسبه می شوند.

شبکه های ویولت برای اولین بار در سال ۱۹۹۲ توسط Zhang و Benveniste ارائه شدند. مانند هر شبکه عصبی دیگری شبکه ویولت به شرایط اولیه اش بسیار حساس است. شرایط اولیه خوب می تواند باعث همگرایی سریع شبکه شود و تخمین دقیق تری به دست دهد. در عین حال شرایط اولیه نامناسب می تواند یادگیری را متوقف کند. دلیل استفاده از ویولت و ویولت به عنوان ابزار مدل سازی برای تخمین سیگنال این است که توابع فعالیت گره های این شبکه ها می توانند با توجه به ساختار سیگنال مورد نظر تعیین شوند. از طرف دیگر این شبکه ها قدرت یادگیری بیشتری نسبت به شبکه های عصبی دارند و سریع تر همگرا می شوند. عامل دیگر رویکرد به این شبکه ها این است که در این شبکه ها برخلاف شبکه های عصبی دیگر، ساختار شبکه با سعی و خطا تعیین نشده است بلکه توسط الگوریتم مشخصی ساختار بهینه برای تخمین سیگنال تعیین می شود.

### پارامترهای شبکه ویولت

نوع توابع فعالیت گره ها، تعداد لایه های ویولت، تعداد گره های ویولت،

ضرایب یادگیری، پارامترهای وزن‌ها، ضرایب مقیاس و ضرایب انتقال، شرایط اولیه شبکه و ملاک توقف الگوریتم باید به‌درستی تعیین شوند.

#### ۱- نوع ویولت به کار رفته در توابع فعالیت گره‌ها

برای تعیین نوع تابع ویولت مادر که توابع فعالیت به کار رفته در گره‌های شبکه از انتقال و مقیاس کردن آن به دست می‌آیند، لازم است به ساختار سیگنال تخمینی توجه شود.

#### ۲- تعداد لایه‌های ویولت

پارامتر دیگر شبکه ویولت، تعداد لایه‌های ویولت در شبکه و به عبارتی تعداد دفعات مقیاس کردن هر یک از ابعاد ورودی است یعنی تعداد دفعات تجزیه کردن تابع. برای تعیین این پارامتر باید این نکته را در نظر گرفت که حتی بیشترین تعداد گره در لایه ورودی در بالاترین رزولوشن هر یک از گره‌های ویولت، شامل تعدادی نمونه برای عمل ضرب باشند.

#### ۳- تعداد گره‌های ویولت

پس از معلوم شدن تعداد لایه‌های ویولت تعداد گره‌های ویولت از رابطه زیر به دست می‌آید.

$$N = 2^{n_1 - 1}$$

در این رابطه،  $N_1$  تعداد لایه‌های ویولت است.

#### ۴- ضرایب یادگیری

ضرایب یادگیری پارامتر شبکه باید مناسب باشند. لازم به ذکر است که شبکه به پارامترهای ضرایب مقیاس و انتقال بسیار حساس است و تغییرات زیاد این پارامترها که متناظر با بزرگ‌گرفتن ضرایب یادگیری آن‌ها است به ناپایداری شبکه و واگرایی آن منجر می‌شود.

#### ۵- شرایط اولیه شبکه

تعیین شرایط اولیه شبکه یکی دیگر از پارامترهای مؤثر در شبکه است. مقادیر اولیه پارامترهای ضرایب انتقال و مقیاس به گونه‌ای انتخاب می‌شوند که توابع فعالیت گره‌های ویولت در ساختار درختی منظمی همه فضای ورودی را بپوشانند.

#### ۶- ملاک توقف الگوریتم تعلیم

این ملاک نیز یکی دیگر از فاکتورهای مهم در شبکه محسوب می‌شود که باید به‌درستی انتخاب شود.

### ساختار شبکه ویولت

ساختار شبکه به گونه‌ای است که مجموعه‌ای از ضرب‌های داخلی بین توابع گره‌ها (توابع مقیاس شده و انتقال یافته حاصل از یک ویولت مادر) و سیگنال ورودی به شبکه را انجام می‌دهد. اگر،  $S_n$  امین سیگنال

ورودی به شبکه باشد و  $h(t)$  تابع ویولت مادر به کار رفته در شبکه باشد، سیگنال تخمین زده شده توسط شبکه به صورت رابطه بالا در نظر

$$S_n^{\wedge}(t) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \left( W_k S_n(t) h\left(\frac{t-b_k}{a_k}\right) \right)$$

در رابطه فوق  $K$  تعداد گره‌های ویولت و  $b_k$  و  $a_k$  به ترتیب پارامترهای انتقال و مقیاس گره  $k$  ام هستند. پارامترهای شبکه:  $W_k$ ها،  $b_k$ ها و  $a_k$ ها برای حداقل سازی یک معیار خطا که در رابطه زیر نشان داده شده است، بهینه می‌شوند.

$$E = \frac{1}{2} \sum_{n=1}^N (d_n - S_n^{\wedge})^2$$

در این رابطه  $d_n(t)$  خروجی مطلوب شبکه برای ورودی  $S_n(t)$  است و  $S_n^{\wedge}(t)$  خروجی تخمین زده شده توسط شبکه به ازای این ورودی است. یک تقریب از رابطه بالا این است که می‌خواهیم یک تقریب از تحقق‌های مختلف یک سیگنال را به دست آوریم که نویز را حداقل کرده و بیشترین شباهت به سیگنال اصلی را داشته باشد.

منابع

- [۱]. نروسیس ماریجو، (۱۳۸۸). "شبکه‌های عصبی در SPSS"، مترجم: فتی پور جلیلیان امیررضا، نجبا مازیار، چاپ اول، کیان رایانه، ۱۳۸۸.
- [۲]. نام بخش محمدصالح، (۱۳۸۴). "شبکه‌های عصبی مصنوعی Wavelet و کاربردهای آن"، ناشر ناقوس، شابک 9789643771874.
- [3]. Jain, A. K., et al. (1996). "Artificial neural networks: A tutorial." IEEE computer 29(3): 31-44.
- [4]. Poo, M. (2001). "Neurotrophins as synaptic modulators." Nature Reviews Neuroscience 2(1): 24-32.
- [5]. Hongyu, S., et al. (2009). "Classification Method of EEG Signals Based on Wavelet Neural Network". Bioinformatics and Biomedical Engineering, 2009. ICBBE 2009. 3rd International Conference on, IEEE.