یادگیری عمیق با MATLAB

مؤلف:

فیل کیم

ترجمه:

دکتر جواد وحیدی - عضو هیات علمی دانشگاه علم و صنعت ایران
مهندس محمد رحیمی

فن‌آوری نوین

سرشناسه	:	کیم، فیل Kim, Phil
عنوان و نام پدیدآور	:	یادگیری عمیق با متلب / مولف فیل کیم؛ مترجمین جواد وحیدی، محمد رحیمی.
مشخصات نشر	:	بابل: فناوری نوین، ۱۳۹۹.
مشخصات ظاهری	:	۱۴۲ ص.
شابک	:	978-622-7393-19-4
وضعیت فهرست نویسی	:	فیپا
یادداشت	:	عنوان اصلی : MATLAB deep learning : with machine learning, neural networks and artificial intelligence, [2017].
موضوع	:	متلب
موضوع	:	MATLAB
موضوع	:	فراگیری ماشینی
موضوع	:	Machine learning
موضوع	:	شبکه‌های عصبی (کامپیوتر)
موضوع	:	Neural networks (Computer science)
شناسه افزوده	:	وحیدی، جواد، ۱۳۴۸ -، مترجم
شناسه افزوده	:	Vahidi, Javad
شناسه افزوده	:	رحیمی، محمد، ۱۳۷۲-، مترجم
رده بندی کنگره	:	TA۳۴۵/۵
رده بندی دیویی	:	۵۱۱/۸۰۲۸۵۵۳
شماره کتابشناسی ملی	:	۷۳۸۹۵۹۱
وضعیت رکورد	:	فیپا

www.fanavarienovin.net

فن‌آوری نوین بابل، کد پستی ۴۷۱۶۷-۷۳۴۴۸ تلفن: ۳۲۲۵۶۶۸۷-۰۱۱

یادگیری عمیق با متلب
ترجمه: جواد وحیدی، محمد رحیمی.
نوبت چاپ: چاپ اول
سال چاپ: تابستان ۹۹
شمارگان: ۲۰۰
قیمت: ۳۹۰۰۰ تومان
نام چاپخانه و صحافی: دفتر فنی سورنا
شابک: 978-622-7393-19-4
نشانی ناشر: بابل، چهارراه نواب، کاظم‌بیگی، جنب مسجد منصور کاظم‌بیگی، طبقه اول
طراح جلد: کانون آگهی و تبلیغات آبان (احمد فرجی)

تهران، خ اردیبهشت، نبش وحید نظری، پلاک ۱۴۲ تلفکس: ۶۶۴۰۰۲۲۰-۶۶۴۰۰۱۴۴

فهرست مطالب

فصل اول: یادگیری ماشین ۱۱

۱–۱. یادگیری ماشین چیست؟ ۱۲

۱–۲. چالش‌های یادگیری ماشین ۱۵

۱–۲–۱. بیش‌برازش ۱۶

۲–۲–۱. مقابله با بیش‌برازش ۲۰

۱–۳. انواع یادگیری ماشین ۲۲

۱–۳–۱. طبقه‌بندی و رگرسیون ۲۴

۱–۴. خلاصه ۲۷

فصل دوم: شبکه عصبی ۲۹

۲–۱. گره‌های شبکه‌ی عصبی ۳۰

۲–۲. لایه‌های شبکه‌ی عصبی ۳۲

۲–۳. یادگیری با نظارت یک شبکه‌ی عصبی ۳۷

۲–۴. آموزش شبکه عصبی تک لایه: قوانین دلتا ۳۸

۲–۵. تعمیم قانون دلتا ۴۲

۲–۶. کاهش شیب تصادفی(SGD) ۴۳

۲–۶–۱. دسته ۴۴

۲–۶–۲. دسته کوچک ۴۴

۲–۷. مثال: قانون دلتا ۴۶

۲–۸. پیاده‌سازی روش SGD ۴۷

۲–۹. پیاده‌سازی روش دسته‌ای(Batch) ۴۹

۲–۱۰. مقایسه روش SGD و دسته‌ای ۵۱

۲–۱۱. محدودیت‌های شبکه عصبی تک لایه ۵۳

۲–۱۲. خلاصه ۵۷

فصل سوم: آموزش شبکه عصبی چند لایه ۵۹

۳–۱. الگوریتم پس انتشار ۶۰
۳–۲. مثال: پس انتشار ۶۵
۳–۲–۱. مسئله XOR ۶۷
۳–۲–۲. تکانه ۶۹
۳–۳. تابع هزینه و قانون یادگیری ۷۳
۳–۴. مثال: تابع آنتروپی متقابل ۷۷
۳–۵. مقایسه‌ی تابع هزینه ۸۰
۳–۶. خلاصه ۸۲
فصل چهارم: شبکه عصبی و طبقه‌بندی ۸۳
۴–۱. طبقه‌بندی دودویی ۸۳
۴–۲. طبقه‌بندی چند کلاسه ۸۷
۴–۳. مثال: طبقه‌بندی چند کلاسه ۹۴
۴–۴. خلاصه ۱۰۲
فصل پنجم: یادگیری عمیق ۱۰۳
۵–۱. بهبود شبکه‌ی عصبی عمیق ۱۰۵
۵–۱–۱. محوشدگی گرادیان ۱۰۵
۵–۱–۲. بیش برازش ۱۰۷
۵–۱–۳. بار محاسباتی ۱۰۷
۵–۲. مثال: ReLU و Dropout ۱۰۹
۵–۲–۱. تابع ReLU ۱۰۹
۵–۲–۲. Dropout ۱۱۳
۵–۳. خلاصه ۱۱۷
فصل ششم: شبکه‌ی عصبی کانولوشن ۱۱۸
۶–۱. معماری ConvNet ۱۱۸
۶–۲. لایه کانولوشن ۱۲۱
۶–۳. لایه پولینگ ۱۲۷
۶–۴. مثال: MNIST ۱۲۸
۶–۵. خلاصه ۱۴۲

درباره‌ی نویسنده

دکتر فیل کیم[1] برنامه‌نویس و کاربر کارآزموده متلب است. او با الگوریتم‌های مجموعه داده‌های بزرگ گرفته‌شده از هوش مصنوعی و یادگیری ماشین کار می‌کند. وی در موسسه‌ی تحقیقات هوا فضا کره به‌عنوان کارشناس ارشد کار کرده است. در آنجا، وظیفه‌ی اصلی وی توسعه الگوریتم‌های پرواز مستقل و نرم‌افزارهای پردازنده برای هواپیماهای بدون سرنشین بود. وی در دوره تحصیل در مقطع دکترا یک برنامه صفحه‌کلید روی صفحه‌ای به نام «Clickly» ایجاد کرد که به‌عنوان پلی برای رساندن وی به وظیفه‌ی فعلی خود به‌عنوان یک افسر ارشد تحقیقات در انستیتوی توان‌بخشی کره نقش داشت. [2]

درباره‌ی داور فنی

جونا لیسنر[3] یک دانشمند تحقیقاتی است که برنامه‌های دکترا و DSc ، بورس‌های تحصیلی، پروژه‌های کاربردی و نشریات مجله دانشگاهی را در زمینه فیزیک نظری، مهندسی نیرو، سیستم‌های پیچیده، فرامود، ژئوفیزیک و نظریه محاسبات پیش می‌برد. وی توانایی شناختی بالایی در تجربه‌گرایی و ملاک علمی به‌منظور ایجاد فرضیه، یادگیری نظریه و مدل‌سازی ریاضی و بدیهی و آزمون برای حل مسئله‌ی انتزاعی دارد. پایان‌نامه‌ها، نشریات و پروژه‌های پژوهشی، CV، ژورنال‌ها، وبلاگ و سیستم وی در http://Lissnerresearch.weebly.com ذکرشده است.

---

[1] Phil Kim

[2]

[3] Jonah Lissner

سپاس‌گزاری‌ها

اگرچه تصور می‌کنم که سپاسگزاری کتاب‌ها به خوانندگان مربوط نیست، اما دوست داشتم از برخی از افراد قدردانی کنم زیرا برای من بسیار خاص هستند. اول من از کسانی که یادگیری عمیق را در مدولابس[۴] (www.modulabs.co.kr) با آن‌ها آموختم سپاسگزارم. من مدیون آن‌ها هستم چراکه بیشتر چیزی که در مورد یادگیری عمیق می‌دانم آن‌ها به من آموزش دادند. به‌علاوه من صمیمانه از دکتر S.kim از مدولابس تشکر می‌کنم که به من اجازه داد از بهار تا تابستان در چنین مکان فوق‌العاده‌ای کار کنم. من بیشتر این کتاب را در مدولابس به پایان رساندم.

همچنین از رئیس‌جمهور جئون از بوگونت، دکتر H. You، دکتر Y. S Kang و آقای J.H.Lee از Kari ،مدیر S.kim از مدولابس و آقای W.LEE و Mr.S.Hwang از J.MARPLE تشکر می‌کنم. آن‌ها وقت و تلاش خود را صرف خواندن و بازنگری پیش‌نویس این کتاب کردند. باوجودآنکه آن‌ها در طول فرآیند بازنگری نسبت به من سخت‌گیر بودند بدون پشیمانی آن را به پایان رساندم. در پایان، عمیقاً از همسرم که بهترین زن دنیاست تشکر می‌کنم و به او عشق می‌ورزم و فرزندم که هرگز از من خسته نشد و خاطرات گران‌بهایی با من به اشتراک گذاشت.

[۴] Modulabs

مقدمه

من آن‌قدر خوش‌شانس بودم که شاهد گذار جهان به یک جامعه‌ی اطلاعاتی و به دنبال آن محیط شبکه‌ای بودم. من از جوانی با این تغییرات زندگی می‌کردم. رایانه‌ی شخصی در دنیای اطلاعات را باز کرد و به دنبال آن ارتباطات آنلاین بود که کامپیوترها را از طریق اینترنت متصل می‌کرد و تلفن‌های هوشمند که افراد را به هم متصل می‌کرد. اکنون هر فردی، آغاز موج طاقت‌فرسای هوش مصنوعی را درک کرده است. خدمات هوش مصنوعی هر چه بیشتر معرفی شدند دوره‌ی جدیدی را به ارمغان آوردند. یادگیری عمیق تکنولوژی است که این موج هوشمند را هدایت می‌کند. اگرچه ممکن است سرانجام تاج‌وتخت خود را به فناوری دیگر تحویل دهد اما اکنون به‌عنوان سنگ بنای این فناوری جدید مطرح است.

یادگیری عمیق به‌قدری محبوب است که شما می‌توانید در هرجایی مطالبی راجع به آن پیدا کنید. بااین‌حال بسیاری از این مطالب برای مبتدیان مناسب نیست. من این کتاب را به این امید نوشتم که خوانندگان این موضوع بدون هیچ نوع دشواری بتوانند مطالعه کنند همان‌طور که من برای اولین بار در مطالعه یادگیری عمیق تجربه کردم. همچنین امیدوارم رویکرد گام‌به‌گام این کتاب بتواند به شما کمک کند تا از سردرگمی که با آن روبه‌رو بوده‌ام جلوگیری کند.

این کتاب برای دو دسته از خوانندگان نوشته‌شده است. اولین نوع خواننده کسی است که قصد دارد یادگیری عمیق را در یک رویکرد سیستماتیک برای تحقیق و توسعه بیشتر مطالعه کند. این خواننده باید همه‌ی مطالب را از ابتدا تا انتها بخواند. کد نمونه به‌ویژه برای درک بیشتر مفاهیم بسیار مفید خواهد بود. تلاش زیادی برای ساخت نمونه‌های مناسب و پیاده‌سازی آن‌ها انجام‌شده است. کدهای نمونه به‌گونه‌ای ساخته‌شده‌اند که خواندن و فهم آن‌ها آسان باشد. این کدها برای خوانایی بهتر در متلب نوشته‌شده‌اند. هیچ زبانی بهتر از متلب وجود ندارد که بتواند ماتریس‌های یادگیری عمیق را به روشی ساده و شهودی مدیریت کند. کدهای نمونه فقط از توابع اساسی و گرامر استفاده کرده‌اند به‌طوری‌که حتی کسانی که با متلب آشنایی ندارند به‌راحتی می‌توانند مفاهیم آن را درک کنند. برای کسانی که با برنامه‌نویسی آشنا هستند درک کدهای نمونه آسان‌تر از متن این کتاب است.

نوع دیگری از خوانندگان افرادی هستند که اطلاعات عمیق‌تری درباره‌ی یادگیری عمیق می‌خواهند تا آنچه از مجلات یا روزنامه‌ها می‌توان دریافت کرد، اما نمی‌خواهند به‌طور رسمی مطالعه کنند. این خوانندگان می‌توانند از کد مثال بگذرند و به‌طور مختصر توضیحات مفاهیم را مرور کنند. چنین خوانندگانی ممکن است به‌ویژه

بخواهند قوانین یادگیری شبکه‌ی عصبی را نادیده بگیرند. در عمل حتی توسعه‌دهندگان به‌ندرت احتیاج به پیاده‌سازی قوانین یادگیری دارند چراکه کتاب‌خانه‌های مختلف یادگیری عمیق در دسترس است. بنابراین کسانی که هرگز نیازی به توسعه ندارند لازم نیست با آن به‌زحمت بیفتند. بااین‌حال به فصل‌های ۱ و ۲ و فصل ۵ و ۶ بیشتر توجه کنید. فصل ۶ به‌ویژه در گرفتن تکنیک‌های مهم یادگیری عمیق بسیار مفید خواهد بود حتی اگر شما مفاهیم و نتایج مثال‌ها را بخوانید. معادلاتی که گاه‌وبیگاه ظاهر می‌شوند یک زمینه‌ی نظری را ارائه می‌کنند. بااین‌حال آن‌ها فقط عملیات اساسی هستند. حقیقتاً خواندن و یادگیری موضوعی که شما بتوانید تحمل کنید، درنهایت شما را به درک کلی مفاهیم می‌رساند.

سازمان کتاب

این کتاب حاوی شش فصل است که می‌تواند در سه گروه طبقه‌بندی شود. اولین موضوع یادگیری ماشین است و در فصل ۱ انجام می‌شود. یادگیری عمیق از یادگیری ماشین نشات می‌گیرد. این بدان معنی است که اگر شما بخواهید اصل یادگیری ماشین را درک کنید می‌بایست تا حدودی فلسفه‌ی پشت یادگیری ماشین را بدانید.فصل ۱ با رابطه‌ی بین یادگیری ماشین و یادگیری عمیق آغاز می‌شود، با راهبردهای حل مسئله و محدودیت‌های اساسی یادگیری ماشین دنبال می‌شود. تکنیک‌های دقیق در این فصل معرفی نشده‌اند. در عوض، مفاهیم اساسی که هم در شبکه‌ی عصبی و هم در یادگیری عمیق اعمال می‌شود پوشش داده می‌شوند.

موضوع دوم شبکه‌ی مصنوعی هوشمند است.[۵] فصل‌های ۴-۲ بر روی این موضوع تمرکز دارد. چون یادگیری عمیق نوعی از یادگیری ماشین است که از شبکه‌ی عصبی استفاده می‌کند، شبکه‌ی عصبی از یادگیری عمیق جدا نیست. فصل ۲ با مبانی شبکه‌ی عصبی آغاز می‌شود: اصول عملکرد، معماری و قوانین یادگیری. آن دلایلی ارائه می‌کند که معماری تک لایه‌ی ساده به معماری چند لایه‌ی پیچیده تکامل می‌یابد. فصل ۳ الگوریتم پس‌انتشار را ارائه می‌کند، که مهم بوده و نماینده‌ی قانون یادگیری شبکه‌ی عصبی است و همچنین در یادگیری عمیق استفاده می‌شود. این فصل نحوه‌ی ارتباط تابع هزینه و قانون یادگیری را توضیح می‌دهد به‌طوری‌که تابع هزینه به‌طور گسترده در یادگیری عمیق استفاده می‌شود.

فصل ۴ ارتباط شبکه‌ی عصبی را با مسائل طبقه‌بندی توضیح می‌دهد. ما یک بخش جداگانه به طبقه‌بندی اختصاص داده‌ایم زیرا در حال حاضر غالب‌ترین کاربرد یادگیری ماشین است. برای مثال تشخیص تصویر که یکی از اصلی‌ترین کاربردهای یادگیری عمیق است یک مسئله‌ی طبقه‌بندی می‌باشد.

مبحث سوم یادگیری عمیق است. موضوع اصلی این کتاب یادگیری عمیق است. یادگیری عمیق در فصل ۵ و ۶ آمده است. فصل ۵ محرک‌هایی را معرفی می‌کند که یادگیری عمیق را قادر به عملکرد عالی می‌کند. برای فهم بهتر، این کار را با تاریخچه‌ی موانع و مسائل یادگیری عمیق آغاز می‌کند.

فصل ۶ شبکه‌ی عصبی کانولوشن را پوشش می‌دهد که نماینده‌ی تکنیک‌های یادگیری عمیق است. این فصل با مقایسه مفهوم اساسی و معماری شبکه عصبی کانولوشن در مقایسه با الگوریتم‌های تشخیص تصویر قبلی آغاز می‌شود. به دنبال آن توضیحاتی در مورد نقش‌ها و عملکردهای لایه کانولوشن و لایه پولینگ وجود دارد که

---

[۵] مگر آنکه بتوان آن را با شبکه‌ی عصبی مغز انسان اشتباه گرفت، شبکه‌ی عصبی مصنوعی در این کتاب به‌عنوان شبکه‌ی عصبی شناخته می‌شود.

به‌عنوان اجزای اساسی شبکه‌ی عصبی کانولوشن عمل می‌کنند. این فصل با مثالی از شناسایی تصویر اعداد با استفاده از شبکه‌ی عصبی کانولوشن خاتمه می‌یابد و تحول تصویر را در سراسر لایه‌ها بررسی می‌کند.

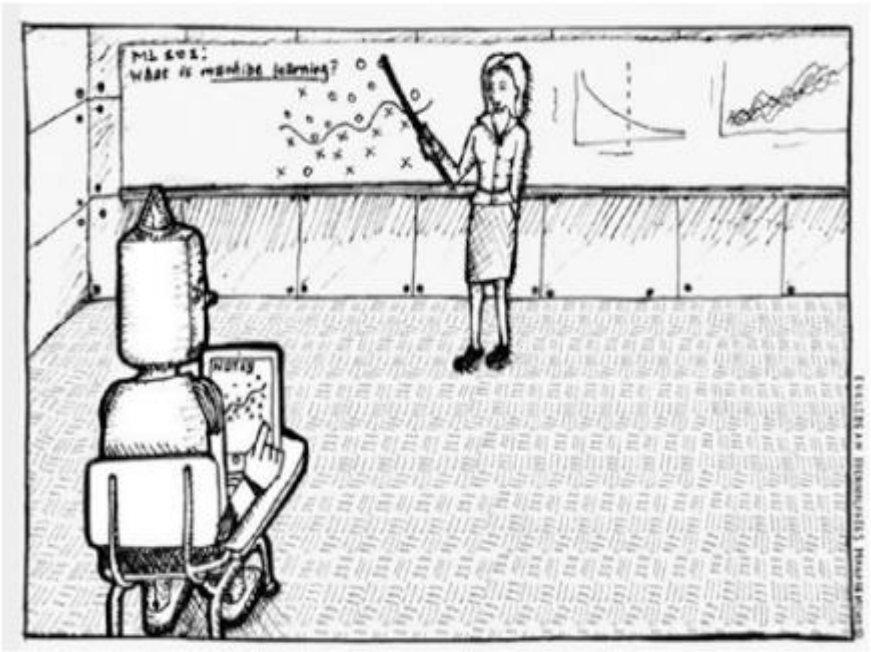
منابع کد

همه‌ی منابع کد استفاده‌شده در این کتاب از طریق وب‌سایت Apress به آدرس www.apress.com/9781484228449 به‌صورت آنلاین در دسترس است. نمونه‌ها تحت MATLAB 2014a آزمایش‌شده‌اند. لازم به هیچ ابزار اضافی نیست.

فصل ۱
یادگیری ماشین

به‌آسانی نمونه‌هایی پیدا می‌کنید که مفاهیم **یادگیری ماشین**[۱] و **یادگیری عمیق**[۲] را **به‌صورت متقابل در رسانه‌ها به‌کاربرده باشند**. بااین‌حال متخصصان آن‌ها را تفکیک می‌کنند. اگر قصد دارید این رشته را مطالعه کنید مهم است که بفهمید این کلمات چه معانی دارند و مهم‌تر اینکه آن‌ها **چه تفاوتی دارند.**

زمانی که برای اولین بار اصطلاح "یادگیری ماشین" را شنیدید چه اتفاقی افتاد؟ آیا چیزی شبیه به شکل ۱-۱ بود؟ باید بپذیرید که معنای تحت‌اللفظی را به خاطر آوردید.



شکل ۱-۱: یادگیری ماشین یا **هوش مصنوعی**[۳]؟ با کسب اجازه از مدیریت فناوری‌های اقلیدسی(http://www.euclidean.com/).

شکل ۱-۱ هوش مصنوعی را بیش از یادگیری ماشین به تصویر می‌کشد. درک یادگیری ماشین با این شیوه به‌طورجدی باعث سردرگمی می‌شود. اگرچه یادگیری ماشین شاخه‌ای از هوش مصنوعی است بااین‌وجود

---

[۱] Machin learning
[۲] Deep Learning
[۳] Artificial Intelligence

ایده‌ای که یادگیری ماشین دارد ممکن است تفاوتی زیادی با چیزی که این تصویر به آن اشاره می‌کند داشته باشد.

به‌طورکلی هوش مصنوعی، یادگیری ماشین و یادگیری عمیق به شرح زیر است:

"یادگیری عمیق نوعی از یادگیری ماشین و یادگیری ماشین نوعی از هوش مصنوعی است"

تعریف چگونه است؟ ساده است. این‌طور نیست؟ این دسته‌بندی ممکن است به قطعیت قوانین طبیعی نباشد اما به‌طور گسترده موردپذیرش است.

اجازه دهید این موضوع عمیق‌تر بررسی گردد. هوش مصنوعی یک کلمه رایج است که ممکن است که به چیزهای زیادی دلالت کند. درواقع هوش مصنوعی، شکلی از **فن‌آوری**[۴] را نشان می‌دهد که به‌جای اشاره به زمینه‌ی خاصی از فن‌آوری، بعضی از جنبه‌های هوشمند را نشان می‌دهد. در مقابل یادگیری ماشین، به یک رشته‌ی خاص اشاره می‌کند. به‌عبارت‌دیگر زمانی از یادگیری ماشین استفاده می‌گردد که به گروهی از تکنولوژی‌های خاص از هوش مصنوعی اشاره شود. یادگیری ماشین نیز شامل فن‌آوری‌های زیادی است. یکی از این فن‌آوری‌ها یادگیری عمیق است که موضوع این کتاب است.

واقعیت آن است که یادگیری عمیق یکی از انواع مهم شاخه‌ی یادگیری ماشین است و به این دلیل قصد داریم با مروری بر روی این موضوع ارتباط هوش مصنوعی، یادگیری ماشین و یادگیری عمیق را بررسی کنیم. یادگیری عمیق اخیراً موردتوجه قرارگرفته است چراکه بعضی از چالش‌هایی که در هوش مصنوعی وجود دارند را به‌طور ماهرانه حل کرده است و درواقع در بسیاری از فیلدها اجراهای استثنایی دارد. محدودیت‌های یادگیری عمیق ناشی از مفاهیم اساسی است که از جد خود یعنی یادگیری ماشین به ارث رسیده است. با توجه به آنکه یادگیری عمیق نوعی از یادگیری ماشین است یادگیری عمیق نمی‌تواند از مسائلی که یادگیری ماشین با آن مواجه است دوری کند. چراکه قبل از آنکه در مورد یادگیری عمیق بحث شود نیاز است تا مبحث یادگیری ماشین موردبحث قرار گیرد.

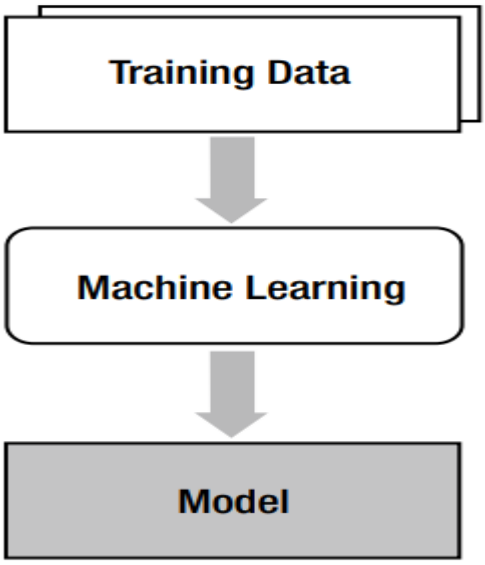
۱-۱. یادگیری ماشین چیست؟

به‌طور خلاصه یادگیری ماشین تکنیک مدل‌سازی داده‌هاست. این تعریف ممکن است برای اولین بار بسیار کوتاه باشد. بنابراین اجازه دهید دراین‌باره توضیحات مختصری داده شود. درواقع یادگیری ماشین مدل‌های موجود در میان داده‌ها را پیدا می‌کند. در اینجا داده اطلاعاتی از قبیل اسناد، صدا، تصاویر و ... است. محصول نهایی یادگیری ماشین "مدل" است.

قبل از آنکه به تشریح مدل پرداخته شود اجازه دهید از بحث اصلی کمی منحرف شویم. تعریف یادگیری ماشین فقط به مفاهیم داده و مدل می‌پردازد و به مفهوم یادگیری ارتباطی ندارد.این نام(یادگیری ماشین) منعکس‌کننده‌ی تکنیک‌های آنالیز و مدل‌سازی داده‌ها است به‌طوری‌که این وظایف را سیستم، بدون دخالت

[۴] Technology

انجام می‌دهد. این فرآیند "یادگیری" نامیده می‌شود زیرا در این فرآیند داده‌ها آموزش می‌بینند تا مسائل مربوط به یافتن مدل حل گردد. بنابراین داده‌هایی که در یادگیری ماشین استفاده می‌شوند در فرآیند مدل‌سازی "داده-های آموزشی" نامیده می‌شوند. شکل ۲-۱ فرآیند یادگیری ماشین را به تصویر کشیده است:



شکل ۲-۱:اتفاقاتی که در فرآیند یادگیری ماشین رخ می‌دهد.

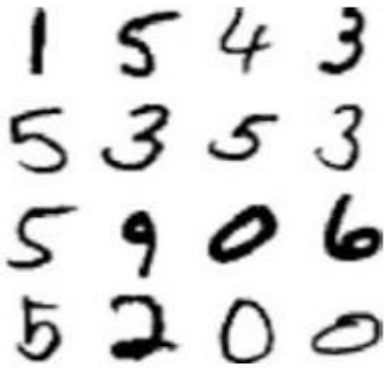
اکنون بحث در مورد مدل‌سازی از سر گرفته می‌شود. درواقع یک مدل نتیجه‌ای فراتر از محصول نهایی است که می‌خواهیم آن را به دست آوریم. به‌عنوان نمونه اگر یک سیستم خودکار فیلترینگ توسعه داده شود تا **هرزنامه‌های**[۵] ارسالی پاک شوند فیلتر نامه‌های هرزنامه، مدلی است که در مورد آن بحث می‌گردد. در این صورت مدل چیزی است که در حال استفاده کردن از آن هستیم. برخی از افراد مدل را با عنوان فرضیه می-شناسند. درواقع این اصطلاح در میان افرادی که با آمار و احتمال سروکار دارند رایج‌تر است.

به‌طور پویا، مردم از مدت‌ها قبل از تکنیک‌های مدل‌سازی خاصی استفاده می‌کنند، که در این مدل‌ها از قوانین نیوتون استفاده‌شده و حرکت اشیاء را به‌عنوان یک‌سری معادلات به نام معادلات حرکت توصیف می-کند. این شاخه از هوش مصنوعی شامل سیستم‌های خبره‌ای است که این سیستم‌ها حاوی مدل‌های حل مسئله هستند که بر مبنای دانش و **فوت‌وفن**[۶] متخصصان ساخته‌شده است. این مدل‌ها به‌خوبی متخصصان عمل می‌کنند.

بااین‌حال، مناطقی وجود دارند که قوانین و دلایلی منطقی برای مدل‌سازی مفید نیست. مخصوصاً این مسائل در هوش مصنوعی پیدا خواهند شد که بعضی از آن‌ها عبارت‌اند از: پردازش زبان‌های طبیعی، تشخیص گفتار، شناسایی تصویر و ... . اجازه بدهید مثالی بزنم. به شکل ۳-۱ نگاه کنید و اعداد را مشخص کنید.

---

[۵] Spam
[۶] Know - how



شکل ۳-۱: چگونه رایانه‌ها اعداد بالا را شناسایی کنند درحالی‌که هیچ الگوی شناخته‌شده‌ای وجود ندارد؟.

قطعاً هر بار وظایفتان را کاملاً انجام نمی‌دهید. اکثر مردم این چنین هستند. بیایید **رایانه‌ای**[۷] بسازیم که کارهای یکسانی انجام دهد. چه‌کارهایی لازم است انجام شود؟ اگر از یک تکنیک مدل‌سازی سنتی استفاده شود احتیاج به پیدا کردن برخی قوانین یا الگوریتم‌ها برای شناسایی اعداد نوشته‌شده است.

چرا قوانینی را که برای شناسایی اعداد در ذهنتان استفاده می‌کنید اعمال نکنیم؟ درواقع اعمال کردن این قوانین به‌سادگی نیست. در حقیقت این یک مسئله‌ی چالش‌برانگیز است. زمانی وجود داشت که محققان فکر می‌کردند این موضوع به‌سادگی خوردن یک قطعه کیک باشد زیرا آن برای یک انسان بسیار ساده است و رایانه‌ها قادرند این مسئله سریع‌تر از انسان‌ها محاسبه کنند. زمان زیادی طول نکشید تا آن‌ها متوجه اشتباهشان شدند.

چگونه قادر هستید اعدادی را بدون هیچ مشخصات یا قوانینی شناسایی کنید؟ پاسخ به این سؤال مشکل است. این‌طور نیست؟ چون هرگز مشخصات اعداد را یاد نگرفتید. از سنین جوانی فقط یاد گرفته‌ایم که این عدد ۰ است، این عدد ۱ است. فقط فکر کردیم که آن عدد چیست و این تشخیص مرتب بهتر شده است زیرا با انواع مختلفی از اعداد روبه‌رو شدیم. آیا این موضوع صحیح نیست؟

در مورد رایانه‌ها چه حدسی می‌زنید؟ چرا چنین کاری را کامپیوترها انجام ندهند؟ همین است! اکنون مفهوم یادگیری ماشین را درک کردید. یادگیری ماشین برای حل مسائلی ایجادشده است که مدل‌های تحلیلی به‌سختی در دسترس هستند. ایده‌ی اصلی یادگیری ماشین ساختن مدل با استفاده از داده‌های آموزش‌دیده است به‌طوری‌که معادلات و قوانین **معین**[۸] وجود ندارد.

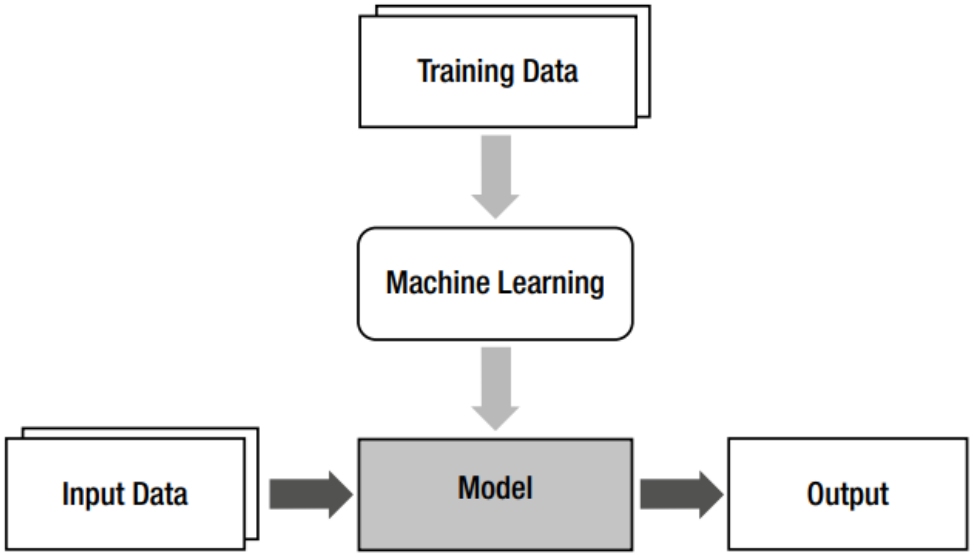
---

[۷] Computer
[۸] Promising

۲-۱. چالش‌های یادگیری ماشین

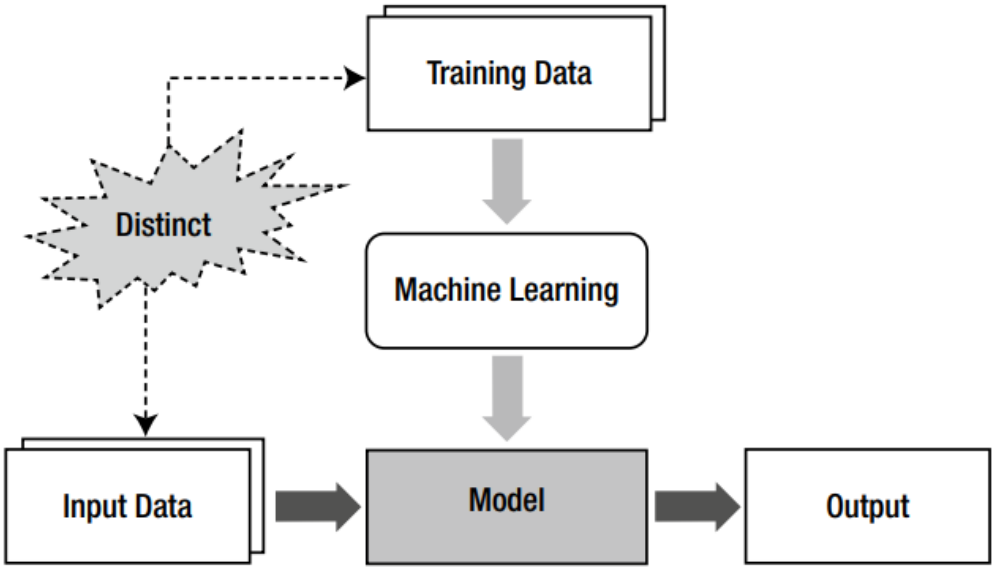
تاکنون فهمیدم که یادگیری ماشین تکنیکی است که برای پیدا کردن(یا یادگرفتن) یک مدل از میان داده‌ها استفاده می‌شود. یادگیری ماشین برای مسائل هوش مصنوعی از قبیل تشخیص تصویر و گفتار مناسب است. به‌طورکلی در جاهایی که معادلات ریاضی یا قوانین فیزیکی نتوانند مدلی را تولید کنند مناسب است. از یک سو زمانی که رویکردهایی یادگیری ماشین استفاده می‌شود فرآیندهایی را می‌سازد که کار می‌کند و از سوی دیگر مسائل اجتناب‌ناپذیری را با خود می‌آورد. در این بخش مفاهیم اساسی که یادگیری ماشین با آن‌ها مواجه است آماده‌شده است.

هنگامی‌که فرآیندهای یادگیری ماشین مدلی را از داده‌های آموزش‌دیده می‌سازند داده‌های واقعی به این مدل داده می‌شوند. شکل ۴-۱ این فرآیند را نشان می‌دهد.



شکل ۴-۱: اعمال مدل بر روی فیلدهای داده.

داده‌هایی که برای مدل‌سازی استفاده‌شده است (داده‌های آموزش‌دیده) و داده‌های واقعی که بر روی مدل اعمال می‌شوند جدا می‌گردند. اجازه بدهید بلوک‌های دیگری به این تصویر اضافه گردد. شکل ۵-۱ این موقعیت را بهتر نشان می‌دهد.



شکل ۵-۱:داده‌های ورودی و آموزش‌دیده مجزا هستند.

متمایز بودن داده‌های آموزشی و ورودی یک چالش ساختاری است که یادگیری ماشین با آن روبه‌رو است. مبالغه نیست که بگوییم مسائل یادگیری ماشین از این موضوع سرچشمه می‌گیرند. برای مثال داده‌های آموزشی که از دستخط یک فرد مجزا تشکیل‌شده است چه استفاده‌ای دارند؟ آیا مدل این داده‌های آموزشی، دستخط دیگران را تشخیص می‌دهد؟ امکان این تشخیص بسیار پایین است.

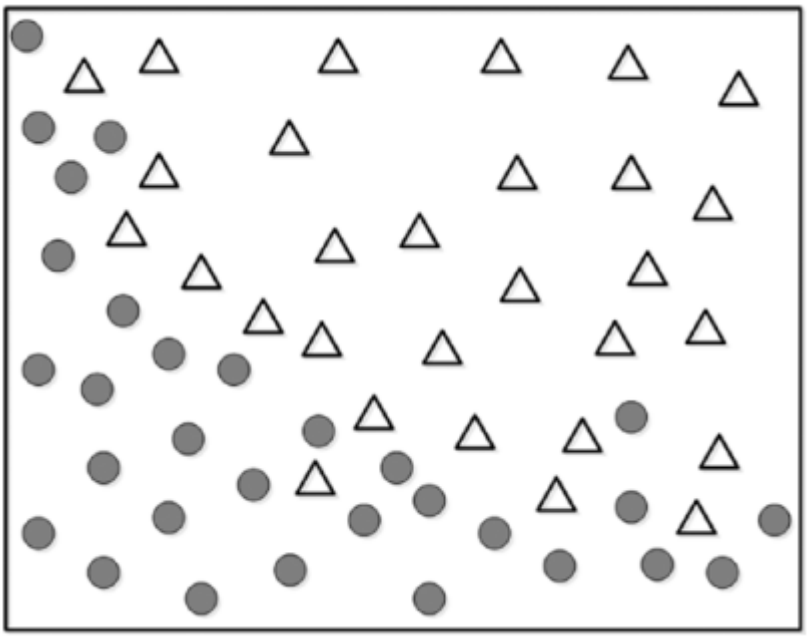
رویکردهای یادگیری ماشین نمی‌توانند با داده‌های آموزشی غلط به هدف دلخواه برسند. بنابراین رسیدن به داده‌های آموزشی بی‌طرفانه برای رویکردهای یادگیری ماشین، مسئله‌ی مهمی است به‌طوری‌که این داده‌های آموزشی بتوانند مشخصه‌های ویژگی‌های داده‌ها را به‌طور کامل منعکس کنند. فرآیند استفاده از عملکرد مدل ساخته‌شده، بدون در نظر گرفتن داده‌های آموزشی یا داده‌های ورودی "**تعمیم‌پذیری**[۹]" نامیده می‌شود(جهت پیش‌بینی داده‌های جدید). موفقیت یادگیری ماشینی تا حد زیادی به خوب بودن تعمیم‌پذیری متکی است.

۱-۲-۱. بیش‌برازش

یکی از دلایل اصلی انحراف در فرآیند تعمیم‌پذیری **بیش‌برازش**[۱۰] است. بیش‌برازش یک اصطلاح جدید است. برای درک این موضوع، یک مسئله‌ی طبقه‌بندی در شکل ۶-۱ نشان داده‌شده است. لازم است نواحی داده‌ها(یا مختصات) به دو گروه تقسیم شوند. نقاط روی شکل داده‌های آموزشی هستند. هدف شناسایی منحنی است که با مرزبندی، داده‌های آموزشی مورداستفاده را به دو گروه تقسیم کند.

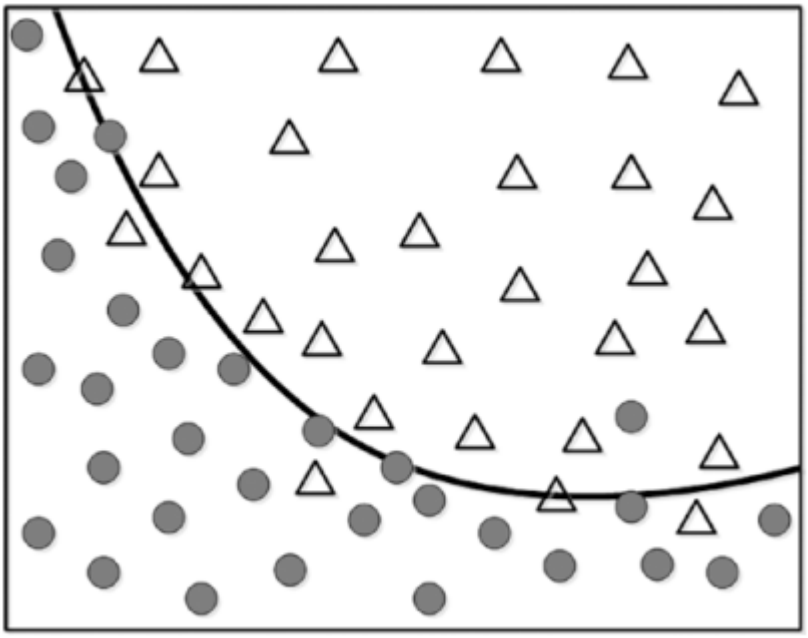
---

[۹] Generalization
[۱۰] Overfit



شکل ۶-۱: تعیین منحنی برای تقسیم داده‌ها به دو گروه.

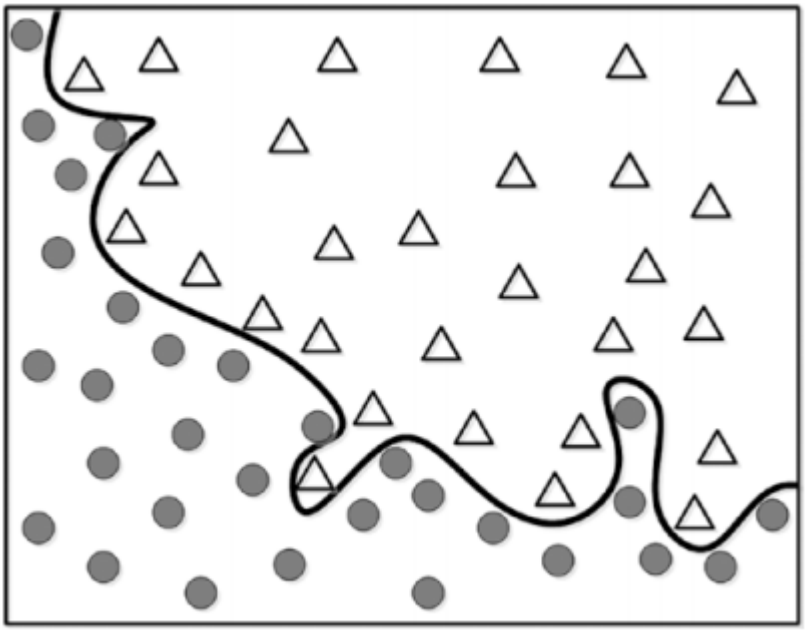
اگرچه برخی از داده‌ها از مناطق منحرف‌شده‌اند به نظر می‌رسد منحنی شکل ۷-۱ به‌عنوان یک مرز معقول بین گروه‌ها عمل کند.



شکل ۷-۱: منحنی جداکننده بین دو گروه از داده‌ها.

وقتی این منحنی قضاوت می‌شود(منحنی شکل ۷-۱) نقاطی وجود دارند که با توجه به مرزبندی به‌طور صحیح گروه‌بندی نشده‌اند.

در مورد دسته‌بندی کلی نقاط با استفاده از یک منحنی پیچیده، همان‌طور که در شکل ۸ - ۱ نشان داده‌شده است؟



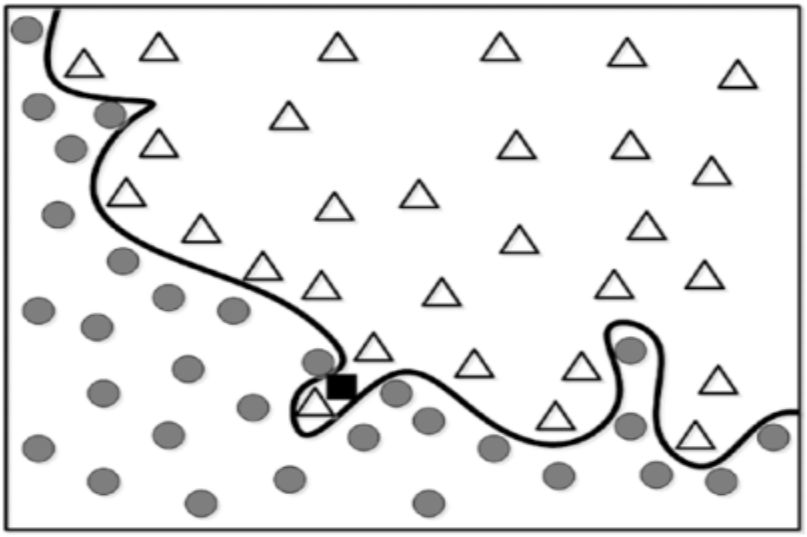
شکل ۸-۱: گروه‌بندی بهتر شده، اما با چه هزینه‌ای؟.

عملکرد مدل به‌گونه‌ای است که داده‌های آموزشی را به‌طور کامل گروه‌بندی کرده است. این مدل چگونه به نظر می‌رسد؟ آیا این مدل‌سازی بهتر است؟ آیا این مدل رفتار کلی سیستم را به‌صورت صحیح منعکس می-کند؟

اکنون از این مدل در دنیای واقعی استفاده می‌کنیم. ورودی‌های جدید برای مدل‌سازی با علامت ■ نشان داده می‌شوند. شکل ۹-۱ این موضوع را نشان می‌دهد. آیا به نظر می‌رسد که به‌طور صحیح رفتار کلی سیستم منعکس می‌شود؟

این مدل بدون خطا، داده جدید را به‌عنوان کلاس ▲ شناسایی می‌کند. بااین‌حال روند کلی داده‌های آموزشی می‌گوید که این یک مورد **مشکوک**[۱۱] است. گروه‌بندی این داده با کلاس● منطقی‌تر به نظر می‌رسد. اما چرا این مدل داده‌ای با دقت ۱۰۰ درصدی نتوانست به‌خوبی داده‌ی جدید را طبقه‌بندی کند؟

[۱۱] Doubtable



شکل ۹-۱: داده‌های جدید درون داده‌های قبلی قرار می‌گیرند.

اگر نگاه دیگری به نقاط بیندازیم برخی از حاشیه‌ها به دسته‌ی دیگر سرایت کرده و مرزها را به هم زده است. به‌عبارت‌دیگر داده‌هایی هستند که حاوی نویز زیادی هستند. **یادگیری ماشین**[۱۲] راهی برای تشخیص این مسئله ندارد. بنابراین یادگیری ماشین با در نظر گرفتن چنین داده‌هایی(داده‌های نویزی) مدل نامناسبی را درنهایت تولید می‌کند. **درواقع در نظر گرفتن داده‌های نویزی یک مسئله بهینه نیست.**[۱۳] بنابراین همان‌طور که مشاهده نمودید داده‌های آموزشی، داده‌های کاملی نیستند و ممکن است حاوی مقادیر متفاوتی از نویز باشند.اما اگر اعتقاد دارید که هر عنصر داده‌ی آموزشی صحیح است و مدل ساخته‌شده به‌طور دقیق همه‌ی مدل را پوشش می‌دهد مدلی با تعمیم پایین دارید. این موضوع بیش‌برازش نامیده می‌شود.

مطمئناً، با توجه به ماهیت یادگیری ماشین، این شاخه تمام تلاش خود را می‌کند تا یک مدل عالی از داده‌های آموزشی به دست آورد. بااین‌وجود یک مدل کاری از داده‌های آموزشی ممکن است به‌طور کامل نتواند شاخه‌ای از داده‌ها را منعکس کند. البته این بدان معنا نیست که به‌طور عمد مدلی ساخته شود که دقت این مدل از داده‌های آموزشی پایین باشد. این استراتژی اساسی مفهوم یادگیری ماشین را تضعیف می‌کند.

اکنون معضل کاهش خطای داده‌های آموزشی مطرح می‌شود که این معضل منجر به بیش‌برازش و درنتیجه کاهش تعمیم‌پذیری می‌شود. چه کنیم؟ در بخش‌های بعدی تکنیک‌های معرفی می‌گردد که بیش‌برازش را محدود می‌کند.

---

[۱۲] Machine learning

[۱۳] This would be penny-wise and pound-foolish

۲-۲-۱. مقابله با بیش‌برازش

بیش‌برازش به‌طور قابل‌ملاحظه‌ای بر میزان عملکرد یادگیری ماشین تأثیر دارد. رویکردهای افراد در برخورد با بیش‌برازش نشان می‌دهد که آن‌ها در زمینه‌ی یادگیری ماشین افراد حرفه‌ای هستند یا خیر؟ در این بخش دو رویکرد مورداستفاده برای مقابله با بیش‌برازش معرفی می‌گردد: **اعتبارسنجی**[۱۴] و **تنظیم کردن**[۱۵]

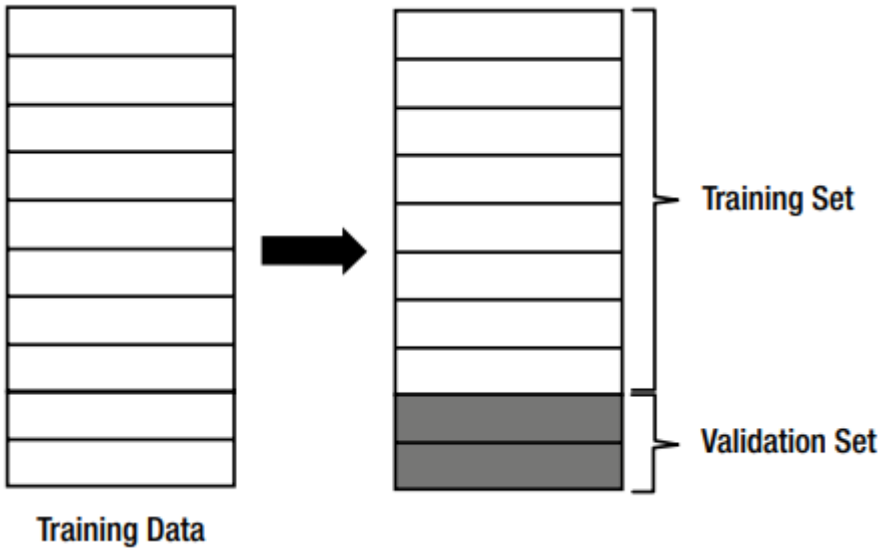
تنظیم مدل، یک قاعده‌ی عددی است که سعی در ساختن ساختار یک مدل به ساده‌ترین شکل ممکن دارد. مدل ساده‌شده می‌تواند از تأثیرات بیش‌برازش با هزینه‌ی پایین عملکردی جلوگیری کند. مسئله‌ی طبقه‌بندی‌شده بخش قبلی می‌تواند به‌عنوان یک نمونه‌ی خوب مورداستفاده قرار بگیرد. مدل پیچیده(یا منحنی) تمایل به بیش-برازش دارد. در مقابل مدل ساده(منحنی ساده) باوجوداینکه برخی نقاط را به‌طور صحیح طبقه‌بندی نمی‌کند اما مشخصه‌های دسته را بسیار بهتر منعکس می‌کند. این قاعده با جزئیات بیشتر در بخش" **توابع با ارزش و قانون یادگیری**[۱۶]" از فصل سوم موردبحث قرار می‌گیرد.

به‌راحتی می‌توان گفت که مدل دسته‌بندی بیش‌برازش شده است چون داده‌های آموزشی ساده بوده و مدل به‌آسانی قابل‌مشاهده است. بااین‌حال در بسیاری از موارد، شرایط این‌گونه نیست و داده‌ها دارای ابعاد بالاتری هستند. نمی‌توان مدلی را ترسیم نمود و سپس به‌صورت بصری تأثیرات بیش‌برازش بر روی داده‌ها را ارزیابی کرد. بنابراین نیازمند شیوه‌هایی هستیم که تعیین کند مدل آموزشی بیش برازش هست یا خیر. در اینجا اعتبارسنجی وارد بازی می‌شود.

اعتبارسنجی فرآیندی است که قسمتی از داده‌های آموزشی را ذخیره می‌کند و از آن‌ها برای نظارت بر عملکرد مدل استفاده می‌کند. مجموعه داده‌هایی که برای اعتبارسنجی استفاده می‌شود(برای تست استفاده می-شود) در فرآیند آموزش داده‌ها مورداستفاده قرار نمی‌گیرد. با توجه به اینکه خطای مدل‌سازی داده‌های آموزشی نشان‌دهنده‌ی بیش‌برازش نیست از برخی از داده‌های آموزشی استفاده می‌شود تا بیش‌برازش مدل موردبررسی قرار گیرد. یک مدل زمانی بیش‌برازش است که بازده مدل آموزشی سطوح پایینی از کارایی را برای ذخیره‌ی داده‌های ورودی داشته باشد. در این مورد مدل اصلاح می‌شود تا مانع بیش‌برازش شود. شکل ۱-۱۰ تقسیم‌بندی داده‌های آموزشی را برای فرآیند اعتبارسنجی نشان می‌دهد.

---

[۱۴] Validation
[۱۵] Regularization
[۱۶] Cost Function and Learning Rule



شکل ۱۰-۱:تقسیم‌بندی داده‌های آموزشی برای فرآیند اعتبارسنجی.

وقتی اعتبارسنجی در کار باشد فرآیند آموزش داده‌ها در یادگیری ماشین با مراحل زیر ادامه می‌یابد:

۱- داده‌های آموزشی به دو گروه تقسیم می‌شوند گروهی برای فرآیند آموزش و گروه دیگر برای فرآیند اعتبارسنجی مورداستفاده قرار می‌گیرد. به‌عنوان یک قانون کلی نسبت داده‌های آموزشی به داده‌های اعتبارسنجی ۸ به ۲ است.

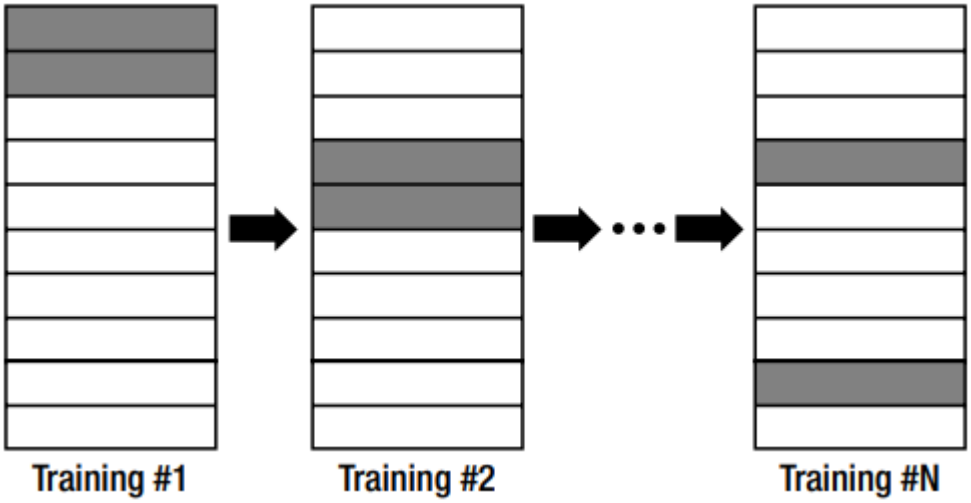
۲- آموزش مدل با مجموعه داده‌های آموزشی انجام می‌شود.

۳- ارزیابی کارایی مدل با استفاده از مجموعه داده اعتبارسنجی(داده‌های تست) انجام می‌شود.

- ❖ اگر مدل عملکرد مطلوبی داشته باشد فرآیند آموزش پایان می‌پذیرد
- ❖ اگر مدل نتواند نتایج خوبی ارائه کند اصلاح‌شده و این فرآیند از گام دوم تکرار می‌شود.

اعتبارسنجی متقابل[۱۷]، تغییرات جزئی نسبت به فرآیند اعتبارسنجی دارد. این فرآیند نیز داده‌ها را به دو گروه، داده‌های آموزشی و داده‌های آزمایشی تقسیم می‌کند اما این تقسیم‌بندی به‌صورت مداوم تغییر می‌کند. این اعتبارسنجی به‌جای حفظ مجموعه داده‌های تقسیم‌شده، این تقسیم‌بندی را به‌طور مداوم تغییر می‌دهد. دلایل انجام این کار این است که مدل می‌تواند با وجود مجموعه داده‌های اعتبارسنجی ثابت بیش‌برازش شود. هنگامی‌که اعتبارسنجی متقابل مجموعه داده‌های آزمایشی(اعتبارسنجی) را به‌صورت تصادفی حفظ می‌کند بیش‌برازش مدل می‌تواند بهتر مشخص شود. شکل ۱۱-۱ مفهوم کلی از اعتبارسنجی متقابل را نشان می‌دهد. در هر مرحله سایه‌های تیره، داده‌های اعتبارسنجی را نشان می‌دهند که به‌صورت تصادفی در سراسر فرآیند آموزش انتخاب‌شده‌اند.

[۱۷] Cross-validation

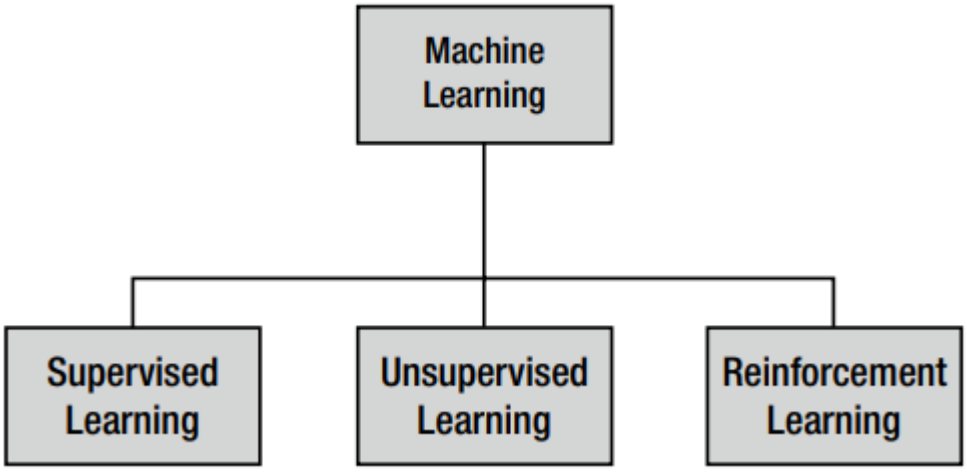


شکل ۱۱-۱: اعتبارسنجی متقابل.

۳-۱. انواع یادگیری ماشین

انواع متفاوتی از تکنیک‌های یادگیری ماشین در شاخه‌های متفاوت برای حل مسئله توسعه داده‌شده‌اند. این تکنیک‌ها با توجه به شیوه آموزش داده‌ها به سه دسته تقسیم می‌شوند (شکل ۱۲ را مشاهده نمایید).

- یادگیری با نظارت
- یادگیری بدون نظارت
- یادگیری تقویتی



شکل ۱۲-۱: انواع تکنیک‌های یادگیری ماشین.

یادگیری با نظارت بسیار شبیه به فرآیندی است که انسان آموزش می‌بیند. در نظر بگیرد که انسان با حل **مسئله‌ی تمرینی**[۱۸] دانش جدیدی کسب می‌کند.

۱- یک مسئله تمرینی انتخاب کنید. با دانش جاری مسئله را حل می‌کند. پاسخ را با راه‌حل مقایسه می‌کند.

۲- اگر پاسخ اشتباه باشد دانش جاری اصلاح می‌شود.

۳- مراحل ۱ و ۲ برای همه‌ی مسائل تمرینی حل تکرار شود.

وقتی مقایسه‌ای بین این مثال و فرآیند یادگیری ماشین انجام شود مسئله‌ی تمرینی و راه‌حل با داده‌های آموزشی مطابقت دارد و دانش با مدل مطابقت دارد. مهم‌ترین نکته این است که نیازمند راه‌حل هستیم. این جنبه‌ی حیاتی از یادگیری با نظارت است. نامش حتی اعمال می‌شود. حتی این نام(یادگیری با نظارت) به آموزش‌های خصوصی اشاره دارد که معلم راه‌های حل‌های به دانش‌آموزان می‌دهد که آن‌ها این راه‌حل‌ها را به خاطر بسپارند.

در یادگیری با نظارت، داده‌های آموزشی از ورودی و خروجی صحیح تشکیل‌شده‌اند. مدل فرضی، داده‌های ورودی را می‌گیرد و خروجی صحیح را تولید می‌کند.

$$\left\{\text{ورودی ، خروجی صحیح}\right\}$$

فرآیند یادگیری در یادگیری با نظارت یک سری اصلاح‌شده از مدل است که منجر به کاهش تفاوت بین خروجی صحیح و خروجی مدل با داده‌های یکسان می‌شود. اگر یک مدل کاملاً آموزش‌دیده باشد این مدل خروجی‌های صحیحی تولید می‌کند که با ورودی‌های مجموعه داده‌های آموزشی مطابقت دارد.

در مقابل آموزش داده‌ها از طریق یادگیری بدون نظارت حاوی داده‌های ورودی بدون خروجی صحیح است.

$$\left\{\text{ورودی}\right\}$$

در نگاه اول ممکن است نحوه آموزش داده‌ها بدون خروجی صحیح مشکل به نظر برسد. بااین‌حال در گذشته روش‌های زیادی با این شیوه(یادگیری بدون نظارت) توسعه داده‌شده است. به‌طورکلی یادگیری بدون نظارت برای بررسی خصوصیات داده‌ها و عملیات پیش‌پردازش داده‌ها استفاده می‌شود. این مفهوم شبیه به دانش‌آموزانی است که مشکلات را با ساختار و مشخصات(داده‌ها) **رفع می‌کند**[۱۹] و نمی‌آموزند چگونه مسئله را حل کنند زیرا هیچ نتیجه‌ی صحیحی وجود ندارد.

---

[۱۸] Exercise

[۱۹] Sorts out

یادگیری تقویتی مجموعه‌ای از ورودی‌ها، برخی خروجی‌ها و نمرات به‌عنوان داده‌های آموزشی است. به‌طورکلی زمانی که نیاز به تعاملات بهینه ازجمله کنترل و بازی است مورداستفاده قرار می‌گیرد.

} ورودی ، تعدادی خروجی ، نمراتی برای خروجی‌ها {

این کتاب فقط یادگیری‌های با نظارت را پوشش می‌دهد. این نوع از یادگیری نسبت به یادگیری بدون ناظر و یادگیری تقویتی کاربرد بیش‌تری دارد و مهم‌تر آنکه ، این اولین مفهومی است که با ورود به دنیای یادگیری ماشین و یادگیری عمیق مطالعه خواهید نمود.

۱-۳-۱. طبقه‌بندی و رگرسیون

دو نوع از رایج‌ترین انواع یادگیری با نظارت طبقه‌بندی و **رگرسیون**[۲۰] است. این کلمات ممکن است ناشناخته به نظر برسند اما واقعاً چالش‌برانگیز نیستند.

بیایید با طبقه‌بندی شروع کنیم. ممکن است غالب‌ترین کاربرد یادگیری ماشین باشد. مسائل طبقه‌بندی به معنای واقعی کلمه یافتن کلاس‌هایی است که داده‌ها به آن‌ها تعلق دارند. برخی از مثال‌ها ممکن است به یادگیری بهتر بحث کمک کند.

سرویس فیلتر هرزنامه ← طبقه‌بندی نامه‌ها به‌صورت هرزنامه یا منظم

سرویس تشخیص اعداد ← طبقه‌بندی تصویر اعداد به یکی از دسته‌های ۰-۹

سرویس تشخیص چهره ← طبقه‌بندی تصاویر صورت به یکی از کاربران ثبت‌نام‌شده

در بخش‌های قبلی به این نکته پرداخته شد که یادگیری با نظارت نیازمند زوج ورودی و خروجی صحیح برای آموزش داده‌هاست. به‌طور مشابه مسائل طبقه‌بندی داده‌ی آموزشی به‌صورت زیر است:

} ورودی و دسته‌ها {

در مسائل طبقه‌بندی، می‌خواهیم بدانیم ورودی متعلق به کدام کلاس است. بنابراین جفت داده(ورودی و خروجی صحیح) صاحب دسته‌ای است که این دسته به‌جای نتیجه صحیح در نظر گرفته‌شده و با ورودی مطابقت دارد. بیایید با یک مثال پیش برویم. برخی مسائل گروه‌بندی که موردبحث قرار گرفتند در نظر بگیرید. مدل که می‌خواهیم یادگیری ماشین به آن پاسخ دهد این است که مشخصات ورودی کاربر با مشخصات (X,Y) متعلق به کدام‌یک از دودسته ▲ و ● است؟ (شکل ۱۳-۱ نشان داده‌شده است.)

[۲۰] Regression