

به نام خداوند
تئوری یادگیری ماشین
دکتر سید صالحی
جلسه اول
دانشکده ریاضی و علوم کامپیوتر
بهمن ماه ۱۴۰۲

مسئله یادگیری

یادگیری فرآیند ایجاد تعمیم از داده های *noisy* است. این شامل *abstraction* برای تفسیر داده ها، پیاده سازی برای کاربرد نتایج یادگیری و ارزیابی برای اصلاح درک و بهبود نتایج.

مثالی از مسئله یادگیری ماشین (پیش بینی خطر حمله قلبی)

مسئله ای که اینجا هست بدست آوردن ریسک خطر حمله قلبی بر اساس دیتا موجود است. یادگیری ماشین می تواند برای پیش بینی خطر حمله قلبی استفاده شود. این کار را با شناسایی الگوهایی در داده ها انجام می دهد که ممکن است از نظر ریاضی قادر به شناسایی آنها نباشیم.

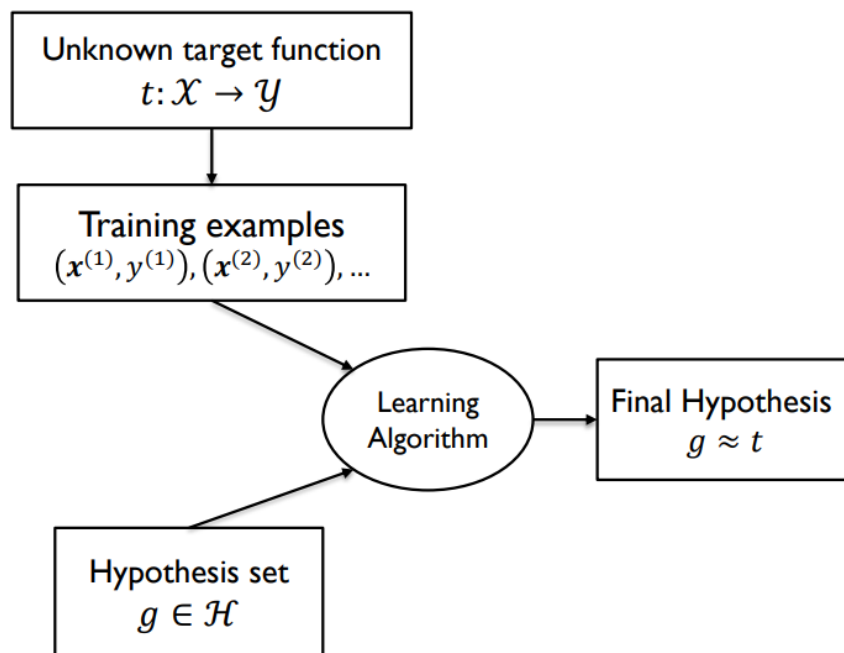
age	59
gender	Female
diabetes	Yes
weight	90
...	...

شکل ۱: جدول سن، جنسیت، وزن و وضعیت دیابت یک فرد و اینکه آیا ریسک خطر حمله قلبی وجود دارد یا خیر را نشان می دهد.

اجزای یادگیری

۱. تابع هدف ناشناخته: این تابع که با t نشان داده می شود، ورودی x را به خروجی y نگاشت می کند. هدف از یادگیری، تقریب زدن این تابع ناشناخته است.

۲. مثال‌های آموزشی: اینها جفت‌هایی از داده‌ها هستند (x, y) ، که الگوریتم یادگیری به آنها دسترسی دارد. هر مثال آموزشی نشان دهنده یک رابطه ورودی-خروجی واحد است.
۳. الگوریتم یادگیری: این الگوریتمی است که نمونه‌های آموزشی را به عنوان ورودی می‌گیرد و یک فرضیه را که تقریبی از تابع هدف ناشناخته است را از میان فرضیه‌ها موجود، خروجی می‌دهد.
۴. فرضیه نهایی: این تقریب تابع هدف مجهولی است که الگوریتم یادگیری تولید کرده است. با g نشان داده می‌شود و عنصری از مجموعه فرضیه است که با H نشان داده می‌شود.



شکل ۲: نمودار پنج جزء یادگیری را نشان می‌دهد.

مؤلفه کلیدی مدل یادگیری است که از مجموعه‌ای از فرضیه‌ها تشکیل شده است. از این فرضیه‌ها برای تخمین مقدار یک تابع هدف استفاده می‌شود که ناشناخته است. الگوریتم یادگیری برای جستجو در میان مجموعه فرضیه‌ها و یافتن فرضیه‌ای که به بهترین وجه تابع هدف را تقریب می‌کند، استفاده می‌شود. این کار با استفاده از مثال‌های آموزشی که جفت مقادیر ورودی و خروجی هستند انجام می‌شود. سپس الگوریتم یادگیری از این مثال‌ها تعمیم می‌یابد تا در مورد داده‌های جدید و دیده نشده پیش‌بینی کند.

ادامه مثال

میتوان ویژگی‌های یک فرد را به عنوان یک بردار ورودی نشان داد، از جمله سن، جنسیت، وزن، و اینکه آیا دیابت دارد یا خیر و اینکه آیا فرد در خطر حمله قلبی قرار دارد یا خیر.

x_1 :	age	59
x_2 :	gender	Female
x_3 :	diabetes	Yes
x_4 :	weight	90
...		...

شکل ۳: جدول سن، جنسیت، وزن و وضعیت دیابت یک فرد و اینکه آیا ریسک خطر حمله قلبی وجود دارد یا خیر را نشان می‌دهد را میتوان پارامتری کرد و به عنوان بردار ورودی داد.

پرسپترون ها نوعی *classifier* خطی هستند که می توانند برای پیش بینی های دودویی استفاده شوند. اگر مجموع وزنی بیشتر از یک *threshold* ای باشد، خروجی پرسپترون ۱ است. در غیر این صورت، ۰ را خروجی می دهد. در این مثال، پرسپترون از ویژگی های فرد برای پیش بینی اینکه آیا در معرض خطر حمله قلبی است یا خیر استفاده می کند.

توجه به این نکته مهم است که این یک مثال ساده شده است و مدل های پیچیده تر معمولاً در عمل برای پیش بینی خطر حمله قلبی استفاده می شوند.

میتوان یک شخص در معرض خطر را به صورت زیر در تعریف بالا را نوشت:

$$\sum_{i=1}^d w_i x_i > threshold$$

تابع فرضیه الگوریتم یادگیری پرسپترون (*PLA*) را نیز به شکل زیر نشان می‌دهیم:

$$h(x) = \sum_{i=1}^d \text{sign}(w_i x_i - threshold)$$

$$\text{sign}(x) = \begin{cases} +1, & \text{if } x \geq 0 \\ -1, & \text{if } x < 0 \end{cases}$$

هدف این است که جعبه ای بسازیم که بتواند خروجی صحیح y_i را زمانی که ورودی x_i داده می شود تولید کند. ذخیره سازی داده ها و نتایج در یک جدول دو چالش اصلی را به همراه دارد: اولاً، یک ورودی

ممکن است با خروجی های متعدد در جدول مطابقت داشته باشد، و ثانیاً، گنجاندن داده های ورودی جدید می تواند مشکل ساز باشد. از این رو، ما به دنبال پرداختن به این مسائل از طریق ترکیبی از تعمیم و حفظ کردن، با درونیایی به عنوان راه حل پیشنهادی هستیم.

پارادایم های یادگیری ماشین

سه پارادایم اصلی یادگیری ماشین وجود دارد: یادگیری *supervised*، یادگیری *unsupervised* و *learning reinforcement*.

- یادگیری *supervised* نوعی از یادگیری ماشین است که در آن یک مدل با استفاده از داده های *lable* شده آموزش داده می شود. داده های *lable* شده شامل داده های ورودی و خروجی مورد نظر مربوطه است. مدل یاد می گیرد که داده های ورودی را به خروجی مورد نظر نگاشت کند. به عنوان مثال، یک مدل یادگیری نظارت شده می تواند برای پیش بینی قیمت یک خانه با توجه به اندازه، مکان و سایر ویژگی های آن آموزش ببیند.

- یادگیری *unsupervised* نوعی از یادگیری ماشین است که در آن یک مدل با استفاده از داده های بدون *lable* آموزش داده می شود. داده های بدون *lable* فقط از داده های ورودی تشکیل شده است، بدون هیچ *lable* مربوطه. مدل یاد می گیرد که الگوها یا ساختارها را در داده ها پیدا کند. برای مثال، می توان از یک مدل یادگیری بدون نظارت برای دسته بندی مشتریان در گروه های مختلف بر اساس سابقه خریدشان استفاده کرد.

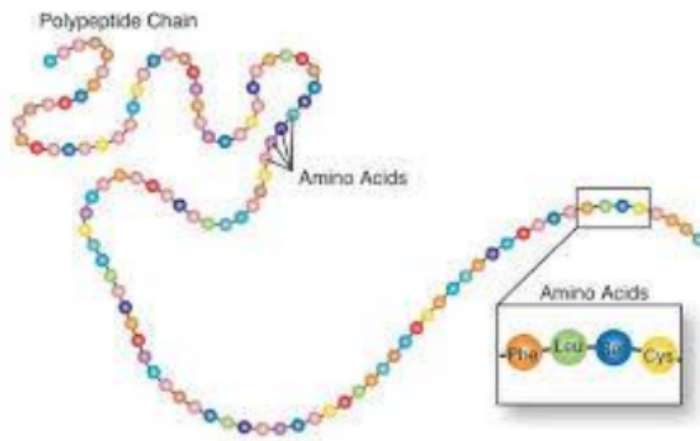
- *reinforcement learning* نوعی از یادگیری ماشین است که در آن یک مدل از طریق آزمون و خطا یاد می گیرد. مدل با یک محیط تعامل می کند، اقداماتی انجام می دهد و بر اساس نتیجه اقدامات خود پاداش یا جریمه دریافت می کند. مدل یاد می گیرد که اقداماتی را انجام دهد که پاداش آن را به حداکثر می رساند. به عنوان مثال، یک مدل یادگیری تقویتی می تواند برای آموزش راه رفتن یک ربات با پاداش دادن به ربات برای برداشتن گام هایی در جهت درست استفاده شود.

یک *agent* در *reinforcement learning* باید با دنیای خود تعامل داشته باشد و از این طریق بیاموزد که چگونه مقداری پاداش تجمعی را در طول زمان به حداکثر برساند.

همچنین پارادایم های دیگری از یادگیری ماشینی مانند یادگیری *semi-supervised learning*، *active learning* و *online* اشاره می کند. این پارادایم ها تغییراتی از سه پارادایم اصلی مورد بحث در بالا هستند.

مثال یادگیری *supervised*

پروتئین‌ها، متشکل از ۲۰ اسید آمینه استاندارد، اساساً به‌عنوان زبانی با الفبای ۲۰ حرفی خود عمل می‌کنند، جایی که توالی‌های مختلف *functionality* های متفاوتی را ارائه می‌دهند. چالش در نگاشت دقیق این توالی‌ها به *functionality* های مربوطه نهفته است. با این حال، آزمایش عملی برای دستیابی به این نقشه برداری به دلیل هزینه‌های بالای آن مانع می‌شود. در حالی که داده‌های قابل توجهی در مورد این نگاشت‌ها وجود دارد، تخمین زده می‌شود که کمتر از ۱۰ درصد تا کنون شناسایی شده است. در نتیجه، اکثر نگاشت‌ها نا پیدا باقی می‌مانند. با این وجود، به نظر می‌رسد یک الگوی قابل تشخیص در نگاشت‌های شناسایی شده وجود دارد که کاربرد بالقوه تکنیک‌های یادگیری *supervised* را پیشنهاد می‌کند.



شکل ۴: یک *illustration* از رشته‌ای آمینو اسیدها.