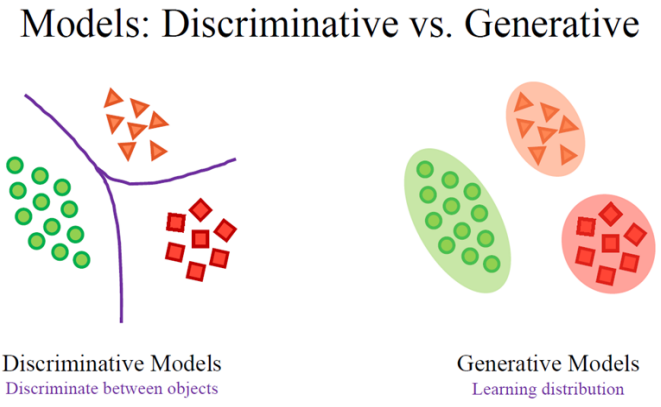
Score Matching در هوش مصنوعی

تکنیک Score Matching یک ابزار قدرتمند در آمار و احتمالات است که به ما کمک می‌کند تا داده‌ها را بهتر درک کرده و مدل‌های احتمالاتی را بهینه‌تر سازیم. این تکنیک به ما این امکان را می‌دهد که با تطابق توزیع‌های احتمالاتی مدل‌های مختلف به داده‌های مشاهده‌شده، مدل مناسبی را ایجاد کنیم. اهمیت Score Matching در این است که به ما این قدرت را می‌دهد تا به طور دقیق‌تر و بهبود یافته‌تری توزیع‌های احتمالاتی را برای داده‌ها مدل کنیم، که این موضوع در مسائلی مانند یادگیری ماشین، تحلیل داده‌ها، و پیش‌بینی احتمالی پدیده‌ها بسیار مهم است. به طور ساده، Score Matching به ما امکان می‌دهد داده‌های پیچیده را بهتر درک کنیم و مدل‌هایمان را بهبود ببخشیم، که این امر به تحقیقات بیشتر و بهترین استفاده از داده‌های ما منجر می‌شود.

پویا اردِه خانی
دانشجو مهندسی کامپیوتر
دانشکدگان فارابی دانشگاه تهران
pouya.ardehkhani@ut.ac.ir

برای فهم بهتر این تکنیک، ابتدا مدل‌های هوش مصنوعی را باید به دو گروه تقسیم کنیم. گروه اول Discriminative ها و گروه دوم Generative ها هستند.



شکل-۱

Discriminative به معنای جدا کردن دو یا چند چیز از هم دیگر است، به عبارتی دیگر، انگار بین شیء ها یک مرز مشخصی را تعیین میکنند. در اصل این مدل ها تنها به تبعیض شیء ها و رسم مرزهای تصمیم گیری می پردازند. دسته دیگر که Generative ها هستند، وظیفه‌شان این است که یک داده ای را تولید کنند. برای اینکه این داده جدید تولید شود باید مدل هوش مصنوعی توانایی یادگیری یک توزیع احتمال یا توزیع یادگیری را یاد بگیرد. برای مثال انسان یک مدل Generative است، اگر از او خواسته شود تا نقاشی یک خانه را بکشد بدون آنکه خانه‌ای را ببیند می‌تواند آن را رسم کند لذا نقاش یک دانشی از شکل و شمایل یک خانه دارد. پس هدف این مدل‌ها یادگیری توزیع داده است. یک مثال دیگر برای مدل های Generative، مدل های GAN هستند که به طور غیرمستقیم در حال یادگیری توزیع احتمال‌اند اما در واقع قصد نمونه برداری یا Sampling از آن توزیع احتمال را دارند. حال سوالی مطرح میشود که چطور امکان دارد مدل یک توزیع را یاد بگیرد؟

ابتدا باید بررسی کنیم مفهوم توزیع چیست؟ دیدگاه آماری اشاره می‌کند که اگر بخواهیم توزیع احتمالاتی یک واقعه را به دست بیاوریم به این واقعه یک عدد نسبت می‌دهد که اگر n بار آزمایش این واقعه تکرار شود نسبت تعداد بار به وقوع پیوستن این واقعه به n احتمال آن است. حال اگر این فرایند برای هر واقعه انجام شود توزیع احتمال داده به دست می‌آید. مدل‌های هوش مصنوعی در بخش طبقه بندی تاکنون قادر به تخمین مقدار این احتمال بوده‌اند اما آیا امکانش هست که تابع توزیع احتمال را برای هر مقدار ورودی تخمین زد؟

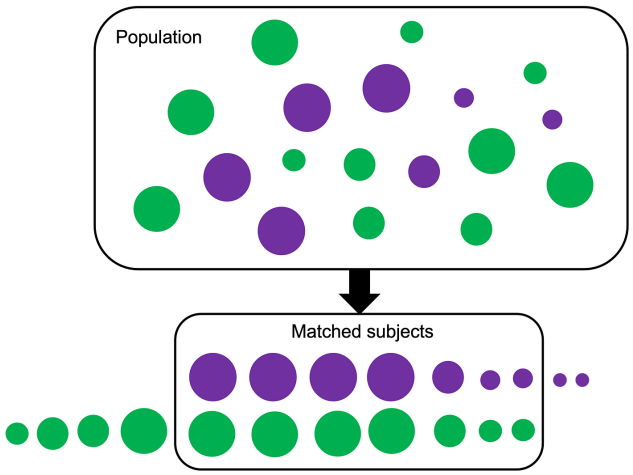
تابع انرژی مفهومی است که در علوم مختلف مانند فیزیک، شیمی، و بیولوژی به کار می‌رود. این تابع به ما می‌گوید که یک سیستم یا شیء، چقدر انرژی دارد. در واقع، می‌توانیم آن را به عنوان "مقداری" که به اندازه‌گیری انرژی یک موجود یا سیستم کمک می‌کند، تصور کنیم. وقتی یک سیستم تغییر می‌کند، تابع انرژی می‌تواند به ما نشان دهد که چگونه انرژی درون آن تغییر می‌کند. تابع انرژی در شبکه‌های عصبی معمولاً به عنوان یک معیار برای اندازه‌گیری عملکرد شبکه استفاده می‌شود. این تابع به ما می‌گوید که شبکه چقدر در پیش‌بینی نتایج، درست عمل می‌کند. وقتی شبکه عصبی با داده‌های ورودی کار می‌کند، تابع انرژی مقداری مشخص را اختصاص می‌دهد که نشان می‌دهد چقدر پیش‌بینی‌های شبکه از واقعیت می‌تواند اختلاف داشته باشد. هدف ما در آموزش شبکه عصبی این است که تابع انرژی را به حداقل برسانیم، به این معنا که پیش‌بینی‌های شبکه به نتایج واقعی نزدیک‌تر شوند. برای راحتی کار در پیاده سازی، تابع توزیع را به صورت یک تابع نرمال انرژی تبدیل می‌کنیم. نکته قابل توجه می‌تواند این باشد که به جای تابع توزیع در فرمول، میتوانیم یک شبکه عصبی را بگذاریم.

این فرمول مشهور که از توزیع احتمال به نام "تابع توزیع احتمال گشتی" (Gibbs distribution) مشتق شده است، به ما نشان می‌دهد که انرژی یک شبکه عصبی به عنوان توانایی

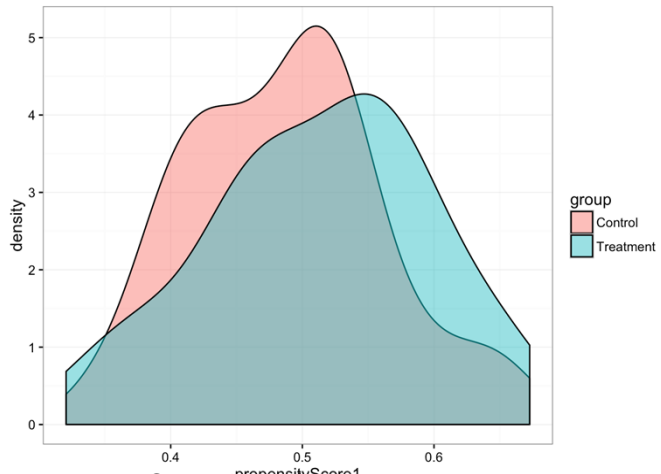
شبکه در توجه به داده‌ها و نمونه‌های ورودی را اندازه‌گیری می‌کند. در واقع، این فرمول نسبت توزیع احتمالی به انرژی را نشان می‌دهد و با تعیین مقادیر مناسب برای ثابت عدد، ما می‌توانیم توزیع احتمالی را به انرژی متناظر با آن مرتبط کنیم. این تبدیل از توزیع به انرژی به ما کمک می‌کند تا برای مسائل مختلفی مانند یادگیری ماشینی و پردازش سیگنال، مدل‌های بهتری ایجاد کنیم و داده‌های ورودی را بهبود ببخشیم.

همچنین این فرمول ارتباطی را نمایان می‌کند که در شبکه‌های عصبی برای محاسبه انرژی یک وضعیت خاص استفاده می‌شود. در اینجا، "انرژی تابع" نشان‌دهنده مقدار انرژی مرتبط با وضعیت خاصی در شبکه عصبی است. این مقدار بر اساس خروجی شبکه برای آن وضعیت و تقسیم بر یک ثابت عدد محاسبه می‌شود. از تابع انرژی برای ارزیابی کیفیت پیش‌بینی‌های شبکه عصبی استفاده می‌شود، به طوری که مقدار کمتر انرژی به نتایج دقیق‌تر نزدیک‌تر است. این فرمول به ما کمک می‌کند تا عملکرد شبکه را ارزیابی کنیم و در صورت لزوم، شبکه را بهبود دهیم.

حال یک سوال دیگر مطرح می‌شود که آیا این عدد ثابت به راحتی قابل به دست آوردن است؟ خیر، محاسبات این عدد به قدری زیاد است که به نظر مشکل می آید. پس باید به تخمین زدن این عدد بپردازیم. اینجا تکنیک Score Matching مطرح می‌شود.



ایده اصلی پشت تکنیک Score Matching این است که می‌خواهد توزیع یک متغیر تصادفی را بدون نیاز به محاسبه مستقیم توزیع آن تخمین بزند. به جای محاسبه توزیع، این تکنیک از امتیازها (Scores) استفاده می‌کند که نشان دهنده تغییرات تابع توزیع مورد نظر در مورد پارامترهای آن است. با مقایسه امتیازها بین داده‌های مشاهده شده و داده‌های تولید شده از مدل تخمینی، می‌توان توزیع مورد نظر را تخمین زد. در متغیر تصادفی و احتمالات، امتیاز (Score) به تغییرات لگاریتم توزیع احتمالی متغیر تصادفی نسبت به پارامترهای آن توزیع اشاره دارد. به عبارت دیگر، امتیاز نشان دهنده تاثیر تغییرات در پارامترهای توزیع بر توزیع احتمالی متغیر تصادفی است.



شکل-۲ نمونه استفاده از تکنیک *Score Matching*

در این تکنیک شما تلاش می‌کنید تا تغییرات در نحوه عملکرد تابع توزیع را درک کنید. امتیازها (Scores) معیاری هستند که به شما کمک می‌کنند این تغییرات را بسنجید. شما مقدار امتیازها را بین داده‌های واقعی و داده‌های تخمینی مدل مقایسه می‌کنید. اگر امتیازها مشابه باشند، تخمین مدل هوش مصنوعی خوب است. مدل نیز یاد می‌گیرد که چگونه توزیع داده‌ها را بهتر تخمین بزند.این تخمین باعث می‌شود که یک تخمین از تابع توزیع از داده ها به وجود آید همانند آنچه در شکل ۲ میبینید. این تکنیک به مدل های هوش مصنوعی کمک می‌کند تا بدون نیاز به محاسبات پیچیده، توزیع متغیرهای تصادفی را بهتر بفهمد و در مسائل مختلفی استفاده و نمونه سازی کند.

استفاده از تکنیک Score Matching در شبکه‌های عصبی بسیار اهمیت دارد. یکی از اصولی‌ترین مسائل در آموزش شبکه‌های عصبی، تنظیم پارامترها به منظور بهبود کارایی مدل است. این تکنیک به ما امکان می‌دهد توزیع ویژگی‌ها در داده‌ها را به دقت تخمین بزنیم، بدون نیاز به محاسبه مستقیم توزیع. با داشتن این اطلاعات، می‌توانیم در فرآیند آموزش شبکه‌ها، از روش‌های بهبود کارایی مانند روش‌های بهینه‌سازی تطبیقی بهره وری کنیم تا شبکه بهبودیافته‌ای را ایجاد کنیم. این می‌تواند منجر به آموزش سریع‌تر و دقیق‌تری در شبکه‌های عصبی شود.

علاوه بر این، Score Matching به ما کمک می‌کند توزیع‌های احتمالی پشت مشتقات ویژگی‌ها را تخمین بزنیم. این اطلاعات می‌توانند در فرآیند انتخاب ساختار مدل و مدیریت مشکلات آموزشی مانند مشکل کاهش گرادیان‌ها (gradient vanishing/exploding) کمک کنند. در نتیجه، استفاده از تکنیک Score Matching به افزایش عملکرد و پایداری شبکه‌های عصبی کمک می‌کند و می‌تواند در تعمیق درک ما از رفتار شبکه‌ها و بهبود توانایی آن‌ها در مسائل مختلف مفید باشد.