

هوش مصنوعی می‌تواند فرایند ارزش‌گذاری نسبی را عینی‌تر کند^۱
چگونه آن را دقیق‌تر، شفاف‌تر و داده‌محورتر کنیم



ارزش‌گذاری نسبی روشی است که در آن با استفاده از معیارهای ساده، ارزش یک شرکت را با شرکت‌های مشابه مقایسه می‌کنند و یکی از پایه‌های اصلی تصمیم‌گیری مالی به شمار می‌آید. برای مثال، اگر شرکتی ۲ میلیارد دلار سود داشته باشد و شرکت‌های مشابه آن با ضریب ۱۵ برابر سود معامله شوند، می‌توان ارزش آن شرکت را حدود ۳۰ میلیارد دلار برآورد کرد. این روش یک نقطه شروع شهودی و قابل‌فهم برای درک محدوده‌های ارزش‌گذاری فراهم می‌کند و معمولاً در کنار روش دقیق‌تر «تحلیل جریان‌های نقدی تنزیل‌شده» یا DCF استفاده می‌شود. با این حال، روش‌های رایج ارزش‌گذاری نسبی بدون ایراد نیستند.

یکی از مشکلات اصلی این است که انتخاب شرکت‌های قابل مقایسه اغلب به قضاوت‌های شخصی وابسته است. حتی تشخیص اینکه یک شرکت دقیقاً در کدام صنعت قرار می‌گیرد، همیشه ساده

^۱ - AI Can Make the Relative-Valuation Process Less Subjective. How to make it more rigorous, transparent, and data-driven.
by Paul Geertsema, Helen Lu, and Kristof Stouthuysen

نیست. برای نمونه، استاندارد جهانی طبقه‌بندی صنایع (GICS) شرکت آلفابت گوگل را در گروه «رسانه و سرگرمی» قرار می‌دهد، در حالی که نظام طبقه‌بندی صنایع آمریکای شمالی² آن را در دسته «ارائه‌دهندگان زیرساخت محاسباتی، پردازش داده، میزبانی وب و خدمات مرتبط» طبقه‌بندی می‌کند. به این ترتیب، گوگل را می‌توان هم یک شرکت رسانه‌ای دانست و هم یک ارائه‌دهنده زیرساخت‌های محاسباتی، و در عمل نیز در هر دو حوزه فعالیت دارد. این تفاوت‌ها در طبقه‌بندی می‌تواند باعث شود شرکت‌های متفاوتی به‌عنوان هم‌تا انتخاب شوند و در نتیجه، ارزش‌گذاری‌های متفاوتی به دست آید. علاوه بر این، ساده‌لوحانه است اگر تصور کنیم همه شرکت‌های یک صنعت از نظر حاشیه سود، نرخ رشد یا سطح ریسک کاملاً شبیه هم هستند.

یک رویکرد جدید مبتنی بر هوش مصنوعی

ما دو نفر (پل و هلن) اخیراً پژوهشی انجام داده‌ایم که به‌زودی در نشریه پژوهش‌های حسابداری³ منتشر می‌شود. در این پژوهش، روشی را معرفی کرده‌ایم که از هوش مصنوعی در فرایند ارزش‌گذاری نسبی استفاده می‌کند. در این روش، به‌جای تکیه صرف بر قضاوت‌های ذهنی، از الگوریتم‌ها برای تحلیل حجم زیادی از داده‌های مالی و انتخاب شرکت‌های قابل مقایسه بهره گرفته می‌شود. به زبان ساده، هوش مصنوعی داده‌های تاریخی مثل درآمد، سود و میزان بدهی شرکت‌ها را بررسی می‌کند تا الگوها و ارتباط‌هایی را پیدا کند که با ارزش‌گذاری‌های گذشته مرتبط بوده‌اند؛ الگوهایی که ممکن است در روش‌های سنتی به‌راحتی دیده نشوند.

البته در یک نگاه کلی، این ایده کاملاً تازه نیست. همان‌طور که داونپورت و پیترهای اخیراً در مجله مدیریت‌هاوارد اشاره کرده‌اند، هوش مصنوعی تحلیلی امروز به ابزاری ضروری برای بسیاری از سازمان‌ها تبدیل شده است. روش ما به‌طور خاص بر ماشین‌های تقویت‌گرادیانی⁴ تکیه دارد؛ روشی مهم در هوش مصنوعی که در پیش‌بینی‌های مالی، کاربرد زیادی دارد و به‌خاطر توانایی‌اش در شناسایی الگوهای پیچیده و روابط غیرخطی در داده‌های بزرگ شناخته می‌شود.

نوآوری اصلی کار ما در این است که از GBM‌ها برای تبدیل هر برآورد ارزش‌گذاری به یک میانگین وزنی از ضرایب شرکت‌های هم‌تا در داده‌های آموزشی استفاده می‌کنیم. ما این وزن‌ها را «اوزان هم‌تا» می‌نامیم، چون نشان می‌دهند هر شرکت مشابه، چه سهمی در برآورد نهایی ارزش‌گذاری مبتنی بر GBM دارد. این شفافیت مضاعف، به تحلیلگران مالی کمک می‌کند دقیقاً ببینند هر شرکت قابل مقایسه چه نقشی در نتیجه نهایی ایفا کرده است و به همین دلیل خروجی این روش، هم قابل‌فهم‌تر است و هم از نظر عملی کاربرد بیشتری دارد.

² NAICS

³ Journal of Accounting Research

⁴ Gradient Boosting Machines_ GBM

فرض کنید می‌خواهیم شرکت مسترکارت را ارزش‌گذاری کنیم. در یک ارزش‌گذاری نسبی سنتی، معمولاً این شرکت را با سایر شرکت‌های فعال در حوزه پردازش پرداخت مقایسه می‌کنند؛ هم شرکت‌های فین‌تک تازه‌کار و هم رقبای قدیمی و جاافتاده. اما مشکل اینجاست که این شرکت‌ها از نظر میزان ریسک و الگوهای رشد، تفاوت‌های بسیار زیادی با هم دارند. اگر دامنه مقایسه را گسترده‌تر کنیم و در سطح کل صنعت نگاه کنیم، ممکن است مسترکارت در کنار شرکت‌های خدمات مالی قرار بگیرد. با این حال، مسترکارت برخلاف بانک‌ها ریسک اعتباری ندارد و وام نمی‌دهد؛ بنابراین ماهیت کسب‌وکار آن اساساً با بانک‌هایی مثل سیتی‌گروپ یا ولز فارگو فرق می‌کند.

برای استفاده از روش انتخاب همتای مبتنی بر هوش مصنوعی که ما پیشنهاد می‌کنیم، ابتدا یک مدل یادگیری ماشین را آموزش می‌دهیم تا بر اساس داده‌های تاریخی شرکت‌های بزرگ، ارزش‌گذاری آن‌ها را پیش‌بینی کند. سپس با استفاده از الگوریتم اختصاصی خودمان، «اوزان همتا» را از دل این مدل و برای هر پیش‌بینی استخراج می‌کنیم. چون این اوزان از مدلی به دست می‌آیند که هدفش مستقیماً پیش‌بینی ارزش‌گذاری است، شباهت میان شرکت‌ها را دقیقاً از زاویه‌ای که به ارزش‌گذاری مربوط می‌شود منعکس می‌کنند، نه صرفاً بر اساس طبقه‌بندی‌های ظاهری یا صنعتی.

وقتی این روش را برای مسترکارت به کار می‌بریم، به این نتیجه می‌رسیم که پنج شرکت با بیشترین شباهت از نظر ارزش‌گذاری عبارت‌اند از: اپل، اس‌اند‌پی گلوبال، ال‌ای‌لی‌اند کامپنی، لاکهید مارتین و یونایتد پارسل سرویس. پس از این‌ها، فهرست بلندتری از شرکت‌ها ظاهر می‌شود که بیشترشان شرکت‌های فناوری هستند. نکته قابل‌توجه این است که هیچ‌کدام از این شرکت‌ها معمولاً در دسته «خدمات مالی» قرار نمی‌گیرند. به بیان دیگر، داده‌ها پیام روشنی می‌دهند: از منظر ارزش‌گذاری نسبی، مسترکارت احتمالاً شباهت بیشتری به شرکت‌های فناوری و ارائه‌دهندگان خدمات تخصصی دارد تا به نهادهای مالی سنتی.

روش ما همچنین نشان می‌دهد که شرکت‌های مشابه در متغیرهایی که بیشترین اهمیت را برای پیش‌بینی ارزش‌گذاری دارند، چگونه به هم نزدیک هستند. در مورد مسترکارت، مهم‌ترین متغیر یعنی بازده حقوق صاحبان سهام، در میان شرکت‌های همتا به صورت یک خوشه فشرده دیده می‌شود؛ وضعیتی شبیه به آنچه برای بازده فصلی دارایی‌ها مشاهده می‌کنیم. در مقابل، متغیرهایی مثل سود ناخالص و نوسان جریان نقدی، پراکندگی بیشتری دارند. به طور کلی، این نتایج نشان می‌دهد که رویکرد ما شرکت‌هایی را به عنوان همتا انتخاب می‌کند که دست‌کم در برخی از متغیرهای کلیدی و اثرگذار بر ارزش‌گذاری، شباهت بالایی به یکدیگر دارند.

قدرت اصلی این روش زمانی بهتر دیده می‌شود که متوجه شویم هر شرکت یک «وزن همتا» نسبت به همه شرکت‌های دیگر در مجموعه دارد. این روابط بین شرکت‌ها را می‌توان به صورت بصری و در قالب یک شبکه نمایش داد؛ همان‌طور که در شکل دیده می‌شود. ضخامت خطوط میان شرکت‌ها نشان‌دهنده شدت ارتباط آن‌ها بر اساس وزن همتاست و نحوه چیدمان به شکلی است که

⁵ Peer Pressure

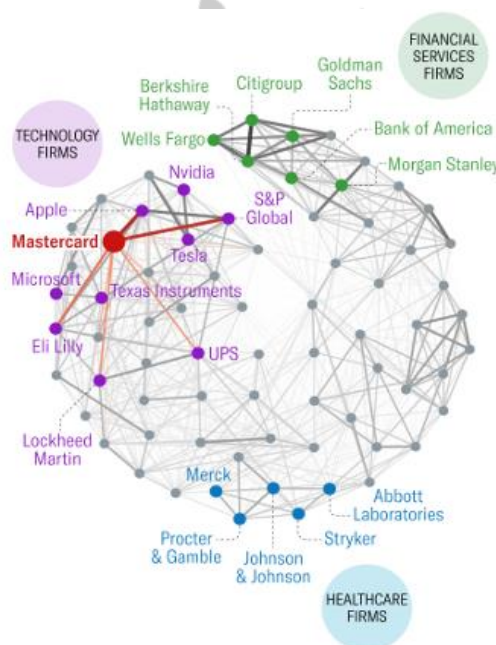
شرکت‌هایی با ارتباط قوی‌تر، نزدیک‌تر به هم قرار می‌گیرند. مسترکارت در گوشه بالا-چپ این شبکه قرار دارد و ارتباطات آن برای وضوح بیشتر با طیف‌هایی از رنگ قرمز مشخص شده‌اند. آنچه از این تصویر برمی‌آید این است که مسترکارت در ناحیه‌ای از شبکه قرار گرفته که تمرکز بالایی بر فناوری دارد؛ جایی که شرکت‌هایی مانند انویدیا، اپل، مایکروسافت، تگزاس اینسترومنتس و تسلا نیز در نزدیکی آن دیده می‌شوند.

ارتباطات پیش‌بینی‌نشده

در این روش ارزش‌گذاری، برای هر شرکت یک «وزن همتا» در نظر گرفته می‌شود که آن را به تمام شرکت‌های دیگر متصل می‌کند. این پیوندها را می‌توان در قالب یک شبکه میان گروهی از شرکت‌های بزرگ آمریکایی به تصویر کشید. در این تصویر، تمرکز اصلی بر پیوندهایی است که مسترکارت (با رنگ قرمز) از طریق وزن همتا با دیگران دارد. نکته جالب و برخلاف انتظار این است که به نظر می‌رسد ارتباط مسترکارت با شرکت‌های حوزه فناوری، بسیار قوی‌تر از ارتباط آن با شرکت‌های خدمات مالی است.

شبکه وزن‌های همتا

خطوطی که شرکت‌ها را در این نمودار به هم وصل کرده‌اند، نشان‌دهنده میزان قدرت وزن همتا میان آن‌هاست. به زبان ساده، هر چقدر این خطوط ضخیم‌تر باشند، یعنی شدت ارتباط بر اساس شاخص وزن همتا میان آن دو شرکت بیشتر است.



Source: Paul Geertsema, Helen Lu, and Kristof Stouthuysen; data from Andrew Y. Chen and Tom Zimmerman, "Open-Source Cross-Sectional Asset Pricing," *Critical Finance Review*, May 21, 2021.



See more HBR charts in **Data & Visuals** on HBR.org.

در مقابل، در گوشه سمت راست و بالای نمودار، چندین شرکت خدمات مالی بزرگ مانند سیتی‌گروپ، ولز فارگو، گلدمن ساکس، برکشایر هاتاوی، بانک آمریکا و مورگان استنلی قرار گرفته‌اند. شرکت‌های حوزه سلامت و بهداشت (مانند مرک، جانسون‌اند‌جانسون، ابوت، پروکتر اند گمبل و استرایکر) نیز در بخش پایینی شبکه و در مجاورت یکدیگر دیده می‌شوند.

این تصویری کاملاً متفاوت از دسته‌بندی‌های سنتی و ثابت صنعتی ارائه می‌دهد. دلیل اصلی این تفاوت آن است که این شبکه مستقیماً توسط هوش مصنوعی و صرفاً با هدف ارزش‌گذاری، طراحی شده است. اگر هدف هوش مصنوعی به جای ارزش‌گذاری، پیش‌بینی «رشد فروش» یا «کیفیت سود» بود، قطعاً با شبکه و چیدمان متفاوتی روبرو می‌شدیم. در نتیجه این مدل به شکلی ویژه برای انتخاب «شرکت‌های همتا» جهت تعیین ارزش واقعی هر کسب‌وکار مفید است.

اگرچه الگوریتم‌ها بدون دخالت احساسات عمل می‌کنند، اما همانند انسان‌ها خطاپذیرند. بنابراین، نتایج این تحلیل‌ها نباید به عنوان حکم نهایی، بلکه باید به عنوان نقطه شروع تحلیل در نظر گرفته شوند. همان‌طور که «اسوات داموداران»، متخصص برجسته ارزش‌گذاری، می‌گوید: «داده‌های نرم» (مانند کیفیت مدیریت و شرایط بازار) اطلاعات حیاتی‌ای هستند که الگوریتم‌ها به تنهایی نمی‌توانند آن‌ها را درک کنند. برای استفاده درست از فناوری، باید قدرت محاسباتی هوش مصنوعی را با خلاقیت، انعطاف و نگاه نقادانه تحلیل‌گران مجرب ترکیب کرد. این روش جدید، الگوهای قدیمی ارزش‌گذاری را به چالش می‌کشد. برای مثال، اگر ساختار «مسترکارت» برای مقایسه به «اپل» شبیه‌تر از «سیتی‌گروپ» باشد، آیا مدیران مالی نباید در شیوه‌های ارزیابی عملکرد خود تجدیدنظر کنند؟

برای متخصصانی که می‌خواهند هوش مصنوعی را در فرآیند ارزش‌گذاری به کار بگیرند، این ۴ گام پیشنهاد می‌شود:

1. انتخاب ورودی‌های کلیدی: ترکیبی از شاخص‌های مالی (اعداد) و عوامل کیفی (مثل قدرت برند یا کیفیت مدیریت) را وارد مدل کنید.
2. آموزش و آزمون مدل: از داده‌های گذشته استفاده کنید تا به هوش مصنوعی بیاموزید نسبت‌های ارزش‌گذاری را با دقت پیش‌بینی کند.
3. استخراج خروجی‌های شفاف: با استفاده از مدل، «وزن‌های همتا» را به دست آورید تا مشخص شود ارزش هر شرکت چگونه به بقیه شرکت‌ها وابسته است.
4. بازبینی و بهبود: نتایج را با مدل‌های سنتی و تجربه شخصی خود تطبیق دهید و در صورت نیاز، مدل را اصلاح کنید تا به دقیق‌ترین نتیجه برسید.

با ورود هوش مصنوعی به حوزه ارزش‌گذاری، فرآیندی که زمانی یک «هنر ذهنی و سلیقه‌ای» به شمار می‌رفت، اکنون به یک «دانش دقیق و داده‌محور» تبدیل شده است. این رویکرد نه تنها دقت محاسبات را بالا می‌برد، بلکه با شفاف کردن منطق پشت هر تصمیم، اعتماد سرمایه‌گذاران را نیز جلب می‌کند. در دنیای اقتصادی غیرقابل‌پیش‌بینی امروز، ترکیب قدرت هوش مصنوعی و بینش انسانی، مطمئن‌ترین راه برای تصمیم‌گیری‌های هوشمندانه است.