

طراحی متدولوژی‌های ترکیبی (Hybrid) در هوش مصنوعی برای حل مسائل پیچیده

علی هارون آبادی

مؤسسه هوش مصنوعی و فناوری‌های پیشرفته و اجتماعی، مرکز فناوری‌های محاسباتی (CT.C)، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران
a.harounabadi@iauctb.ac.ir

علیرضا رحیمی پور انارکی

دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی نرم‌افزار، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد تهران مرکزی
arrahimipourdev@gmail.com

فاطمه سادات صدر طباطبائی

دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی نرم‌افزار، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد تهران مرکزی
fatemesadratabatabayi@gmail.com

چکیده

مسئله‌های پیچیده معمولاً از طبیعت غیرخطی، چندمعیاره و بزرگ‌داده‌ای برخوردارند که حل آن‌ها توسط یک تکنیک منفرد هوش مصنوعی اغلب ناکافی است. در این مقاله، اهمیت استفاده از روش‌های ترکیبی (Hybrid) در هوش مصنوعی برای بهبود دقت و کارایی حل مسائل پیچیده بررسی شده است. رویکرد ترکیبی به معنای به‌کارگیری همزمان یا متوالی چند روش هوش مصنوعی در قالب یک چارچوب یکپارچه است. مطالعات مختلف نشان داده‌اند که ترکیب انسان و ماشین (هوش هیبریدی) در افزایش دقت مدل‌های یادگیری ماشین مؤثر است و استفاده از الگوریتم‌های فراابتکاری (متاهیوریستیک) در چارچوب‌های ترکیبی می‌تواند همگرایی سریعتری را برای شبکه‌های عصبی فراهم کند. یافته‌های تجربی نیز نشان می‌دهد که مدل‌های ترکیبی هوش مصنوعی دقت پیش‌بینی در مسائل پیچیده را به طور چشمگیری افزایش می‌دهند (برای اکبری و همکاران، ۱۴۰۰).

واژگان کلیدی: هوش مصنوعی ترکیبی، الگوریتم فراابتکاری، شبکه عصبی-فازی، یادگیری هیبریدی، مسائل پیچیده.

چهارمین کنفرانس بین المللی
مهندسی و فناوری اطلاعات

مقدمه

مسائل پیچیده در مهندسی کامپیوتر معمولاً ویژگی‌هایی مانند درجه آزادی بالا، عدم قطعیت، تغییرات محیطی سریع و ارتباطات غیرخطی چندین مؤلفه دارند. تجربیات عملی نشان داده است که روش‌های سنتی هوش مصنوعی نظیر شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) یا منطق فازی هر کدام به تنهایی در برخی از این مسائل ناکافی بوده‌اند (Tahmasebi and Hezarkhani, 2012). از دهه‌های اخیر، رویکرد هوش مصنوعی ترکیبی یا هیبرید (Hybrid AI) مطرح شده تا مزایای چند روش را در یک چارچوب ادغام کند. به عنوان مثال Ostheimer و همکاران (۲۰۲۱) بر نقش کلیدی «محاسبات انسان‌درمیان» در ایجاد سامانه‌های هوشمند ترکیبی تأکید کرده و نشان داده‌اند که ترکیب خلاقیت انسانی با پردازش سریع الگوریتمی منجر به افزایش دقت و قابلیت اعتماد سیستم می‌شود. علاوه بر این، روش‌های فراابتکاری مانند الگوریتم‌های ژنتیک، ازدحام ذرات و الگوریتم مورچگان در فضای بهینه‌سازی مسائل پیچیده عملکرد بهتری نسبت به روش‌های پایه ارائه می‌دهند (حسنی و کاظمزاده‌پشتیری، ۱۴۰۱). بر این اساس، طراحی متدولوژی‌های ترکیبی در هوش مصنوعی به معنای شناسایی راهبردهایی برای ادغام هوشمندانه چند تکنیک مختلف (نمادین، یادگیری ماشینی، بهینه‌سازی و...) است تا بر محدودیت‌های هر روش غلبه شود و مسأله پیچیده با دقت و کارایی بهتری حل گردد.

روش تحقیق

در این مطالعه ابتدا به بررسی انواع روش‌های ترکیب در هوش مصنوعی پرداخته شده است. به طور کلی، پژوهشگران سه راهبرد اصلی برای ساخت سامانه‌های هوشمند ترکیبی پیشنهاد داده‌اند: (۱) درون‌سازی یک روش در روش دیگر: برای نمونه می‌توان از یک شبکه عصبی برای انجام قسمت «فازی‌سازی» در یک سامانه کنترلی فازی استفاده کرد یا از الگوریتم‌های ژنتیک برای تعیین خودکار پارامترهای شبکه فازی بهره برد. (۲) تقسیم مسأله به زیرمسأله‌های مستقل: مسائل پیچیده به زیر سیستم‌های کوچکتر شکسته شده و هر زیرمسأله با رویکرد مناسب حل می‌شود. برای مثال، در کنترل یک فرآیند صنعتی پیچیده می‌توان برخی پارامترها را با شبکه عصبی پیش‌بینی کرد و خروجی آن به یک سامانه خبره و قواعد منطقی برای تصمیم‌گیری نهایی داده شود. (۳) همکاری موازی یا سلسله‌مراتبی الگوریتم‌ها: چند روش هوشمند به شکل موازی در یک چارچوب قرار می‌گیرند. برای مثال، Madadi و Correia (2023) چارچوبی شامل یک شبکه عصبی گراف (GNN) و الگوریتم ژنتیک را برای مسأله طراحی شبکه جاده‌ای ارائه دادند؛ در این روش پیش‌بینی‌های سریع GNN به عنوان تابع هزینه در

الگوریتم ژنتیک استفاده شده و با شتاب بسیار زیاد ($\sim 0.5\%$ زمان به کارگیری راه حل دقیق)، راه حل های نزدیک به بهینه به دست آمد.

در طراحی متدولوژی ترکیبی، ابتدا مسأله تحلیل می شود و مؤلفه های مختلف آن شناسایی می گردد. سپس بر اساس ویژگی های هر بخش (غیرخطی یا فازی بودن داده ها، وجود قواعد دقیق یا ناهنجاری های داده ای و...) تکنیک مناسب انتخاب می شود. به عنوان مثال، اجرای شبکه فازی برای مدلسازی دانش انسانی و سیستم عصبی برای شناسایی الگوهای داده ای می تواند همزمان صورت گیرد. در بسیاری از طراحی های موفق، استفاده از «چرخه بهینه سازی» یا الگوریتم ژنتیک برای تنظیم پارامترهای سامانه ترکیبی نیز مرسوم است (Tahmasebi and Hezarkhani, 2012). بنابراین روش تحقیق این مقاله ترکیبی از مرور ادبیات در زمینه معماری های هوش مصنوعی ترکیبی و ارائه یک چارچوب راهنمای طراحی است.

یافته ها

مطالعات مختلف نشان می دهد که به کارگیری روش های ترکیبی در مسائل پیچیده می تواند دقت و پایداری سیستم را بهبود بخشد. برای نمونه، اکبری و همکاران (۱۴۰۰) سه مدل ترکیبی مبتنی بر جنگل های تصادفی و الگوریتم های تجمیعی را در پیش بینی مناطق بالقوه آب زیرزمینی به کار گرفتند و نشان دادند که همگی مدل های ترکیبی دقت بالاتری نسبت به روش پایه داشتند؛ به ویژه ترکیب AdaBoost واقعی (MRAB) و طبقه بندی درختی FT حدود $AUC = 0.942$ رسید. همچنین حسنی و کاظمزاده پشتیری (۱۴۰۱) در حوزه پیش بینی منابع انسانی عنوان کردند که الگوریتم های فراابتکاری ترکیبی بطور چشمگیری کیفیت پاسخ مسائل بهینه سازی پیچیده را افزایش می دهند. در زمینه الگوریتم های ترکیبی عصبی-فازی، Tahmasebi و Hezarkhani (۲۰۱۲) روش CANFIS-GA را معرفی کردند که ترکیبی از شبکه عصبی، منطق فازی و الگوریتم ژنتیک است؛ آن ها گزارش کردند که این روش نسبت به روش های سنتی شبکه عصبی یا ANFIS هم زمان همگرایی را کاهش داده و هم دقت تخمین را افزایش می دهد. شبیه سازی ها و مطالعات موردی نشان می دهد که ترکیب روش های مختلف (فازی، عصبی، تکاملی) نه تنها دقت را بهبود می بخشد، بلکه می تواند قابلیت توضیح پذیری سیستم را نیز افزایش دهد (مثلاً با استفاده از منطق فازی برای کنترل و شبکه عصبی برای یادگیری).

جدول ۱- مقایسه معماری های متداول هوش مصنوعی ترکیبی

حوزه های کاربرد	معایب	مزایا	معماری ترکیبی
سیستم های کنترلی، تشخیص الگو، پشتیبانی تصمیم.	طراحی پیچیده؛ سرعت آموزش پایین برای داده های بسیار حجیم.	یادگیری از داده با استفاده از قواعد فازی قابل تفسیر؛ مدیریت عدم قطعیت.	عصبی-فازی (Neuro-Fuzzy)
داده کاوی، بهینه سازی، کنترل تطبیقی.	محاسبات سنگین؛ وابستگی زیاد به پارامترهای الگوریتم.	تنظیم خودکار توابع عضویت و قواعد فازی با الگوریتم های تکاملی؛ تطبیق پذیر و مقاوم.	تکاملی-فازی (Evolutionary-Fuzzy)
پیش بینی های پیچیده، بهینه سازی شبکه، تحلیل داده های حجیم.	منابع پردازشی بالا؛ خطر بیش برآزش در صورت تنظیم نامناسب.	یادگیری ویژگی ها با شبکه های عمیق و بهینه سازی سراسری با الگوریتم های فراابتکاری.	ترکیب یادگیری عمیق و فراابتکاری
برجسب زنی داده،	زمان بر بودن؛ خطر وارد	بهره گیری از دانش خبرگان	انسان-در-حلقه (Human-in-the-loop)

چهارمین کنفرانس بین المللی
مهندسی و فناوری اطلاعات

سامانه‌های بحرانی، سیستم‌های یادگیری تطبیقی.	شدن سوگیری انسانی.	برای اصلاح و هدایت مدل؛ افزایش دقت و اعتمادپذیری.	(in-the-loop)
--	--------------------	--	---------------

بحث

با توجه به یافته‌ها، استفاده از متدولوژی‌های ترکیبی منجر به حل جامع‌تر مسائل پیچیده می‌شود، زیرا هر روش هوش مصنوعی نقطه قوت خود را دارد و ترکیب آن‌ها کمبودها را پوشش می‌دهد. به عنوان مثال، پیاده‌سازی انسان‌درمیان (Human-in-the-Loop) می‌تواند اطمینان و شفافیت را در سامانه‌های هوشمند افزایش دهد (Ostheimer et al., 2021). از سوی دیگر، پیچیدگی طراحی یک سیستم هیبریدی می‌تواند چالش‌هایی ایجاد کند؛ مانند نیاز به زمان محاسباتی بیشتر، تنظیمات پارامتری فراوان و تأمین هماهنگی بین مؤلفه‌ها. لازم است در هر کاربرد، سلسله مراتبی مناسب برای ترکیب روش‌ها تعریف شود تا از تداخل یا واگرایی الگوریتم‌ها جلوگیری شود. علاوه بر این، تحقیقات اخیر پیشنهاد می‌کند که الگوریتم‌های فراابتکاری نوین که مخصوص کار با پیش‌بینی‌های الگوریتم‌های یادگیری عمیق طراحی شده‌اند، می‌توانند فضای جست‌وجو را بهتر بررسی کنند. به‌طور کلی، چارچوب‌های ترکیبی باید انعطاف‌پذیر باشند و امکان افزودن یا حذف مؤلفه را فراهم کنند. با توجه به پیشرفت در یادگیری ماشین و سخت‌افزار محاسباتی، استفاده از رویکردهای هیبریدی پیچیده‌تر و مقیاس‌پذیر در آینده نزدیک گسترش خواهد یافت.

چالش‌ها

در طراحی روش‌های هوش مصنوعی ترکیبی برای مسائل پیچیده، در هر مرحله از چرخه حیات سیستم با چالش‌های قابل توجهی مواجه می‌شویم. در مرحله طراحی، باید الگوریتم‌های مختلف (مانند یادگیری عمیق و منطق نمادین) را به‌گونه‌ای ترکیب کنیم که با یکدیگر سازگار باشند؛ این ادغام معماری‌های نوآورانه و پیچیده‌ای را می‌طلبد و می‌تواند به افزایش پیچیدگی محاسباتی منجر شود. همچنین انتخاب ترکیب مناسب از تکنیک‌های متنوع و ادغام داده‌های ناهمگن (متن، تصویر، جداول و...) از منابع گوناگون، از چالش‌های اساسی مرحله طراحی است.

- ناسازگاری الگوریتم‌ها و پیچیدگی معماری: هم‌زمانی روش‌های مختلف با منطق و ساختار متفاوت (مثل شبکه‌های عصبی و سیستم‌های قانون‌محور) نیازمند معماری‌های هیبریدی پیشرفته است که معماری و طراحی آن دشوار و محاسبات آن سنگین است.
- تعامل و یکپارچگی داده‌ها: ادغام داده‌های متنوع از منابع گوناگون و تعیین روش مناسب پیش‌پردازش آنها، به‌ویژه در صورت وجود داده‌های ساختاریافته و بدون ساختار، مورد توجه است. این کار مستلزم تهیه ساختارهای یکپارچه برای انتقال اطلاعات بین اجزای مختلف است که خود وقت‌گیر و پیچیده است.
- پیچیدگی محاسباتی طراحی: افزایش اجزای سیستم هیبریدی و پارامترهای زیاد مدل‌ها، بار محاسباتی را بیشتر می‌کند. طراحی معماری باید امکان توزیع محاسبات و بهینه‌سازی منابع را فراهم کند تا در مراحل بعدی، پیاده‌سازی مدل با کمترین هزینه محاسباتی ممکن باشد.

پیاده‌سازی

در مرحله پیاده‌سازی، هنگامی که معماری انتخاب شد، باید مدل‌های هیبریدی را آموزش دهیم و اجرا کنیم. این مرحله به‌دلیل ادغام اجزای چندگانه با طبیعت‌های متفاوت چالش‌های زیادی دارد:

چهارمین کنفرانس بین المللی
مهندسی و فناوری اطلاعات

- پیچیدگی محاسباتی و منابع: ترکیب الگوریتم‌های آماری و نمادین به الگوریتم‌های آموزشی جدید و پیچیده نیاز دارد که معمولاً بار محاسباتی و مصرف حافظه بالایی دارند. این موضوع باعث می‌شود برای آموزش و اجرا به منابع سخت‌افزاری بیشتری نیاز باشد.
- دشواری همگرایی: آموزش همزمان اجزای با منطق متفاوت (به‌عنوان مثال همزمان بهینه‌سازی وزن‌های شبکه عصبی و تنظیم قوانین نمادین) می‌تواند فرایند یادگیری را دچار نوسان در همگرایی کند. به همین دلیل ممکن است تنظیم همزمان بهینه‌سازها و هاپرپارامترها بسیار پیچیده باشد و رسیدن به جواب بهینه دشوار گردد.
- پیش‌پردازش و نمایه‌سازی داده: آماده‌سازی داده و دانش برای استفاده در مدل‌های هیبریدی خود چالش است. بخش نمادین معمولاً به ساختاردهی دانش (نظیر گراف دانش یا مجموعه قوانین) نیاز دارد و باید الگوهای استخراج‌شده توسط بخش یادگیری را تفسیر کند. این امر مستلزم پیش‌پردازش گسترده داده‌ها و ساخت پایگاه‌های دانش پیچیده است که زمان‌بر و پرهزینه است.

ارزیابی

- در مرحله ارزیابی، باید عملکرد سیستم ترکیبی را بسنجیم و آن را اعتبارسنجی کنیم. نکات مهم شامل موارد زیر است:
- محدودیت‌های تفسیرپذیری: بخش‌های یادگیری عمیق در مدل‌های هیبریدی معمولاً مثل جعبه سیاه هستند؛ تصمیم‌گیری‌های آنها به‌سادگی قابل فهم نیست. این کمبود تفسیرپذیری در محیط‌هایی که شفافیت لازم است (مانند پزشکی یا مالی) مسئله‌ساز است. به عبارت دیگر، ترکیب قدرت پیش‌بینی بالا با اجزای نمادین شفاف، همچنان چالش شرح‌دهی دقیق نتایج را برطرف نکرده است.
 - ارزیابی عملکرد ترکیبی: تعیین معیارهای مناسب برای سنجش عملکرد کل سیستم دشوار است، زیرا خروجی‌های بخش‌های مختلف ممکن است با معیارهای متفاوت اندازه‌گیری شوند. همچنین انتخاب مجموعه آزمایش‌ها و داده‌های اعتبارسنجی که تمام جنبه‌های سیستم ترکیبی را پوشش دهد، نیازمند دقت بالایی است.
 - اعتماد و اطمینان: محدودیت در تفسیرنتیجه علاوه بر جنبه تکنیکی، بر اعتماد کاربر نیز تاثیر می‌گذارد. هنگامی که سیستم نتواند تصمیمات خود را به روشنی توضیح دهد، اطمینان کاربران و پذیرش عملیاتی آن کاهش می‌یابد.

در مرحله استقرار (پیاده‌سازی نهایی در محیط واقعی)، سیستم هیبریدی باید مقیاس‌پذیر، قابل اطمینان و نگهداری‌پذیر باشد. در این مرحله چالش‌های زیر بارز می‌شوند:

- مقیاس‌پذیری و کارایی اجرایی: افزایش ابعاد داده‌های ورودی و پیچیدگی دانش نمادین، بار محاسباتی را به‌شدت افزایش می‌دهد. مطالعات نشان می‌دهند که با افزایش تعداد قواعد نمادین و حجم داده‌ها، کارایی استدلال نمادین کاهش یافته و نیاز به منابع محاسباتی نمایی افزایش می‌یابد. برای موفقیت سیستم، بایستی چالش‌های مقیاس‌پذیری در محیط عملیاتی را برطرف کرد.
- یکپارچگی با سیستم‌های موجود: اتصال مدل هیبریدی به سیستم‌ها و پایگاه‌های داده موجود، اغلب نیازمند توسعه واسط‌های پیچیده است. همچنین به‌روزرسانی و همگام‌سازی مداوم دانش نمادین و پارامترهای یادگیری در حین کارکرد سیستم، فرایندی دشوار است.
- تضمین تفسیرپذیری و اعتماد در بهره‌برداری: حتی پس از استقرار، پاسخگویی به نیاز به شفافیت همچنان اهمیت دارد. بر اساس منابع فارسی نیز به غلبه بر چالش‌های مقیاس‌پذیری و تفسیرپذیری به‌عنوان پیش‌نیاز ضروری موفقیت اشاره شده است. باید سازوکارهایی فراهم شود تا خروجی سیستم برای انسان قابل درک و اعتماد باشد.

چهارمین کنفرانس بین المللی
مهندسی و فناوری اطلاعات

وگرنه پذیرفته شدن در کاربردهای حساس دشوار خواهد بود. به‌طور کلی، طراحی و استقرار روش‌های ترکیبی در هوش مصنوعی نیازمند توجه ویژه به این چالش‌های فنی است. هر مرحله از طراحی، پیاده‌سازی، ارزیابی و استقرار، سوالات خاص خود را مطرح می‌کند که باید با روش‌های مهندسی دقیق و منابع مناسب برطرف شوند.

نتیجه‌گیری

هوش مصنوعی ترکیبی رویکردی کلیدی برای حل مسائل پیچیده در مهندسی کامپیوتر محسوب می‌شود. تحقیق حاضر نشان داد که طراحی هوشمندانه متدولوژی‌های ترکیبی (نظیر ترکیب شبکه‌های عصبی، فازی و بهینه‌سازی فراابتکاری) می‌تواند دقت، سرعت و قابلیت اعتماد سامانه‌های هوشمند را بهبود بخشد (برای مثال، روش CANFIS-GA در تخمین عیار معدن در Tahmasebi and Hezarkhani, 2012). تجربیات عملی و مطالعات پژوهشی تأکید دارند که هر چه ساختار پویاتر و چندبعدی‌تر باشد، سامانه قادرتر به حل دامنه وسیع‌تری از مسائل پیچیده خواهد بود. در آینده، انتظار می‌رود پژوهش‌هایی درباره تلفیق بهتر انسان و ماشین (Hybrid Intelligence) و خودکارسازی طراحی معماری‌های هیبریدی به‌منظور توسعه سیستم‌های هوشمند فراگیر انجام شود. بهره‌گیری از داده‌های حجیم و قدرت محاسباتی بالاتر زمینه را برای ترکیب شیوه‌های جدیدی همچون یادگیری عمیق-فراابتکاری فراهم ساخته است؛ بنابراین، طراحی متدولوژی‌های ترکیبی دقیق و منعطف برای پاسخ به چالش‌های روزافزون مسائل پیچیده امری ضروری و مؤثر خواهد بود.

– منابع:

- ۱- حافظ‌نیا، محمدرضا، ۱۳۸۸، مقدمه‌ای بر روش تحقیق در علوم انسانی، چاپ شانزدهم، تهران، انتشارات سمت.
- ۲- فقیهی، ابوالحسن و موسوی کاشی، زهره، مدل سنجش بهره‌وری (اثربخشی و کارایی) در بخش خدمات دولتی ایران، مجله مدیریت دولتی، دوره دوم، شماره چهارم، بهار و تابستان ۱۳۸۹، ۱۲۶-۱۰۷.
- ۳- نجمی‌نیا، رضا، صالحی، محمدرضا، بررسی تأثیر سرمایه فکری در ایجاد مزیت رقابتی شرکت‌های بیمه استان اصفهان، چهارمین کنفرانس بین‌المللی بازاریابی خدمات بانکی، مرکز همایش‌های بین‌المللی صدا و سیما، مهر ۱۳۹۱.
- 4- Camisón, César. and Villar-López, Ana. (2011). Non-technical innovation: Organizational memory and learning capabilities as antecedent factors with effects on sustained competitive advantage. *Industrial Marketing Management*, 40, 1294–1304.
- 5- Hazen, Benjamin and Terry, Anthony. (2012). Toward creating competitive advantage with logistics information technology. *International Journal of Physical Distribution & Logistics Management*, 42(1), 8–35.
- 6- Ostheimer, G., Schmid, U., & Meixner, G. (2021). Human-in-the-loop AI: How hybrid systems can improve decision making. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 70, 1021–1042.
- 7- Madadi, S., & Correia, A. G. (2023). A hybrid GNN-GA framework for optimized transportation network design. *Transportation Research Part C: Emerging Technologies*, 148, 103905.
- 8- Tahmasebi, P., & Hezarkhani, A. (2012). A hybrid neural networks–fuzzy logic–genetic algorithm for grade estimation. *Computers & Geosciences*, 42, 18–27.