کاربرد هوش مصنوعی عمومی AGI در حوزه کشاورزی

چکیده

هوش مصنوعی عمومی (Artificial General Intelligence- AGI) آماده است تا انقلابی در بخش‌های مختلف از جمله مراقبت‌های بهداشتی، مالی، حمل ونقل وآموزش ایجاد کند. در مراقبت های بهداشتی، AGI برای تجزیه و تحلیل یادداشت های پزشکی بالینی، تشخیص الگوها در داده های بیمار و کمک به مدیریت بیمار استفاده می شود. کشاورزی یکی دیگر از بخش های حیاتی است که بر زندگی افراد در سراسر جهان تأثیر می گذارد. این به عنوان پایه ای برای تامین غذا، فیبر و سوخت عمل می کند، اما با چالش های متعددی مانند تغییرات آب و هوا، تخریب خاک، کمبود آب و امنیت غذایی مواجه است.

AGI این پتانسیل را دارد که با افزایش عملکرد محصول، کاهش ضایعات و ترویج شیوه های کشاورزی پایدار با این مسائل مقابله کند. همچنین می‌تواند به کشاورزان در تصمیم‌گیری آگاهانه با استفاده از داده‌های بلادرنگ کمک کند و منجر به مدیریت کارآمدتر و مؤثرتر مزرعه شود.

این مقاله به کاربردهای بالقوه آینده(Artificial General Intelligence (AGI)) در کشاورزی، مانند پردازش تصویر کشاورزی، پردازش زبان طبیعی (Natural language processing (NLP)) ، روباتیک، نمودارهای دانش(Knowledge charts)، و زیرساخت و تأثیر آنها بر دام های دقیق و محصولات دقیق می پردازد. با استفاده از قدرت AGI، این فناوری‌های نوظهور می‌توانند بینش‌های عملی را در اختیار کشاورزان قرار دهند و

امکان تصمیم‌گیری بهینه و افزایش بهره‌وری را فراهم کنند. پتانسیل تحول آفرین AGI در کشاورزی بسیار زیاد است و هدف این مقاله برجسته کردن پتانسیل آن برای متحول کردن صنعت است.

۱. مقدمه

از زمانی که برنامه هوش مصنوعی AlphaGo استادان World Go را شکست داد، هوش مصنوعی دوباره به موضوع داغ تبدیل شد، به ویژه پس از انتشار ChatGPT و GPT-٤. هوش مصنوعی عمومی (AGI) این است که ماشین‌ها می‌توانند مانند انسان فکر کنند و بسیاری از وظایف عمومی را با استفاده از انتقال یادگیری و روش‌های مختلف دیگر انجام دهند . در چند سال گذشته، مدل های زبان بزرگ (LLMs) مانند GPT- ۳,۵ مورد استفاده در ChatGPT توجه و علاقه زیادی را به خود جلب کرده است. اخیراً، GPT -٤ یک زبان و سیستم بینایی چندوجهی با قابلیت تشخیص و توصیف تصاویر است. پس از راه اندازی، با توانایی خود برای مطابقت با هوش انسانی همه را تحت تاثیر قرار می دهد. انتظار می رود با توسعه بیشتر، AGI تأثیرات عمیق تر و گسترده تری بر کشاورزی داشته باشد.

علیرغم اینکه کشاورزی به عنوان یک رکن اساسی برای توسعه اقتصادی ملی و جهانی شناخته شده است، و با توجه به اهمیت کشاورزی به عنوان یکی از اجزای حیاتی در جهان ادبیات علمی در مورد اجرای هوش مصنوعی (AI)، به ویژه هوش مصنوعی عمومی (AGI)، در کشاورزی نسبتاً اندک است.

امنیت غذایی و پتانسیل هوش مصنوعی برای افزایش بهره وری و پایداری کشاورزی، با توسعه سریع اخیر AGI، انتظار می رود که نقش مهمی در کاربردهای کشاورزی آینده داشته باشد. بنابراین در این مقاله به کاربردهای AGI در کشاورزی می پردازیم.

در زمینه کشاورزی، فناوری AGI همچنین می‌تواند توسعه طیف گسترده‌ای از کاربردها، مانند شناسایی آفات، تشخیص بیماری و غیره را امکان‌پذیر و ترویج کند. استفاده از حسگرها و الگوریتم های پیشرفته برای تجزیه و تحلیل داده ها و بهینه سازی عملکرد محصول می باشد .

کاربرد بینایی کامپیوتری: عمدتاً شامل تشخیص هدف، تقسیم‌بندی تصویر، محلی‌سازی و طبقه‌بندی تصویر است. همچنین فناوری بینایی کامپیوتر را در زمینه‌های عمیق‌تر و گسترده‌تر به کار گیرد.

فناوری AGI می تواند به کشاورزان کمک کند تا تصمیمات آگاهانه ای در مورد آبیاری، کود دهی و سایر روش های کشاورزی بگیرند که منجر به افزایش بهره وری و کارایی می شود.

AGI می تواند در توسعه انواع محصولات جدید از طریق اصلاح محاسباتی ، روند توسعه محصولات انعطاف پذیرتر و پرمحصول ، را سرعت بخشد.

یکی دیگر از کاربردهای بالقوه AGI در کشاورزی در اتوماسیون مزرعه است، جایی که ربات ها و هواپیماهای بدون سرنشین مجهز به بینایی کامپیوتری پیشرفته و قابلیت های یادگیری ماشینی می توانند طیف وسیعی از وظایف را از کاشت و برداشت گرفته تا نظارت بر محصولات کشاورزی و دام انجام دهند. در مقایسه

با روش‌های مبتنی بر بینایی کامپیوتر اصلی یا سایر روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی (به عنوان مثال، هوش باریک مصنوعی) ، AGI به طور بالقوه می‌تواند جامع‌تر، هوشمندتر و بیشتر ارائه دهد.

قابل ذکر است، AGI می تواند در توسعه کشاورزی از روش های مختلف مانند تصاویر، صدا، روباتیک، نمودار دانش، NLP و غیره پشتیبانی کند و به طور بالقوه آنها را برای حمایت از تصمیم گیری ترکیب کند. یک تفاوت مهم بین AGI و AI در کشاورزی، توانایی آنها برای تعمیم و یادگیری از موقعیت های جدید است.

سیستم های AGI توانایی انتقال یادگیری از یک حوزه به حوزه دیگر و سازگاری با موقعیت های جدید را بدون دخالت انسان دارند. این بدان معنی است که AGI می تواند از داده ها و تجربیات جدید به گونه ای بیاموزد که هوش مصنوعی نمی تواند. از یک طرف، AGI می تواند برنامه های گسترده جدید را فعال کند. از سوی دیگر، AGI می‌تواند عملکرد سیستم‌های هوش مصنوعی موجود را در کارهای مشابه به میزان قابل توجهی افزایش دهد.

AGI این پتانسیل را دارد که شیوه تعامل کشاورزان با روبات‌های کشاورزی را متحول کند. با استفاده از پردازش زبان طبیعی و یادگیری ماشینی، AGI می‌تواند ربات‌ها را قادر به درک و پاسخگویی به فرمان‌های انسان، چه از طریق صدا و چه از طریق متن باشد. این امر به ساده‌سازی عملکرد روبات‌های کشاورزی، کاهش زمان یادگیری برای کاربران جدید و دسترسی بیشتر کشاورزان به آنها کمک می‌کند. یکی از کاربردهای بالقوه AGI در کشاورزی، توسعه دستیاران کشاورزی هوشمند است که می توانند وظایفی مانند کاشت، آبیاری و برداشت محصولات را در پاسخ به دستورات زبان طبیعی انجام دهند. این دستیاران می‌توانند از الگوریتم‌های یادگیری ماشینی برای بهینه‌سازی توصیه‌های خود بر اساس داده‌های بلادرنگ از مزرعه استفاده کنند و با ترجیحات کشاورزان تطبیق دهند.

AGI همچنین می تواند هماهنگی و همکاری روبات ها را برای بهینه سازی عملیات مزرعه تسهیل کند. برای مثال، ربات‌های مجهز به AGI می‌توانند برای اولویت‌بندی وظایف، بهینه‌سازی استفاده از منابع و جلوگیری از برخورد و سایر حوادث با یکدیگر ارتباط برقرار کنند. AGI با فعال کردن روبات‌ها برای همکاری مؤثرتر با یکدیگر، می‌تواند به کشاورزان کمک کند بهره‌وری خود را افزایش دهند، هزینه‌ها را کاهش دهند و از منابع خود بهتر استفاده کنند.

برای اصلاح نژاد و فنوتیپ، با تجزیه و تحلیل حجم زیادی از داده های فنومیک و ژنومی و سایر عوامل محیطی، AGI می تواند به پرورش دهندگان کمک کند تا امیدوارکننده ترین صفات گیاهی یا حیوانی را با دقت و کارایی بیشتر نسبت به روش های سنتی شناسایی و انتخاب کنند.

بر اساس نیازهای اصلاح‌کنندگان، AGI احتمالاً می‌تواند مدل‌های پیش‌بینی‌کننده‌ای ایجاد کند تا عملکرد ترکیب‌های اصلاحی مختلف را بر اساس داده‌های فنومیک و ژنومی و سایر عوامل مرتبط پیش‌بینی کند. این مدل‌ها می‌توانند از الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای بهینه‌سازی استراتژی‌های پرورش و پیش‌بینی نتیجه ترکیب‌های مختلف پرورش استفاده کنند.

تأثیرات آشکارتر، گسترده‌تر و سریع‌تر که AGI می‌تواند برای کشاورزی به ارمغان بیاورد، توانایی آن برای افزایش اثربخشی سیستم‌های AI موجود است. به عنوان مثال می توان به شناسایی انواع آفات و بیماری های محصولات زراعی اشاره کرد. بیماری های زراعی و آفات حشرات یکی از بلایای اصلی در کشاورزی است. آنها دارای ویژگی های انواع مختلف، تأثیر زیاد و شیوع مکرر هستند. در حال حاضر اکثر کشاورزان به منظور کنترل آفات و بیماری ها اقدام به سم پاشی کورکورانه می کنند که به ناچار باعث ایجاد یک سری بیماری ها می شود.

مشکلاتی مانند آلودگی محیط زیست و ایمنی مواد غذایی. علاوه بر این، شناسایی بیماری های محصول و آفات حشرات عمدتاً به تجربه کشاورزان و کارشناسان بستگی دارد. هنگامی که با نظارت در مقیاس بزرگ بیماری‌های محصولات کشاورزی و آفات حشرات سروکار داریم، سیستم‌های هوش مصنوعی فعلی باید به داده‌هایی تکیه کنند که قبلاً به خوبی برچسب‌گذاری شده‌اند تا به طور جامع آموزش ببینند. از دست دادن اقدامات نجات و بهترین زمان برای محصولات بیمار آسان است. فناوری AGI می تواند آستانه شناسایی انواع بیماری های محصول و آفات حشرات را کاهش دهد. کشاورزان می توانند با تلفن همراه خود از بیماری های گیاهی عکس بگیرند و سپس آنها را در مدل AGI آپلود کنند. AGI قادر خواهد بود دستورالعمل های ورودی را درک کند و به کشاورزان بگوید که چگونه آفات و بیماری های شناسایی شده را مدیریت کنند، به عنوان مثال، کدام آفت کش را بخرند. علاوه بر این، کشاورزان همچنین می توانند صدای آفات در مزرعه را با تجهیزات ضبط ، ضبط کرده و آنها را در مدل AGI بارگذاری کنند. سپس AGI می تواند ویژگی های صوتی آفات را تشخیص دهد و برای شناسایی آفات محصول، تشخیص گفتار را انجام دهد. برخلاف الگوریتم‌های معمولی هوش مصنوعی و CV، به ویژه، AGI می‌تواند به کشاورزان کمک کند تا آفات و بیماری‌های ناشناخته قبلی را با یادگیری از داده‌های جدید و شناخت الگوهایی که ممکن است برای انسان‌ها آشکار نباشد، شناسایی کنند. این توانایی برای تعمیم و یادگیری از موقعیت های جدید می تواند به طور قابل توجهی اثربخشی راه حل های کشاورزی را افزایش دهد و انعطاف پذیری کلی صنعت را بهبود بخشد.

در سناریویی دیگر، علف های هرز از نظر رنگ شبیه به محصولات هستند و رشد آنها نیز به نور خورشید و منابع آب نیاز دارد. علف های هرز به فضای زندگی محصولات هجوم می آورند و مواد مغذی را از محصولات می ربایند. اگر تراکم علف های هرز در مزرعه بیش از حد باشد، بر عملکرد و کیفیت محصولات زراعی تأثیر جدی خواهد گذاشت. بنابراین وجین هرز جزء اجتناب ناپذیر و مهم تولیدات کشاورزی است. فناوری AGI اکنون می تواند به افراد کمک کند تا از شر علف های هرز خلاص شوند. AGI این پتانسیل را دارد که از سیستم‌های هوش مصنوعی سنتی بهتر عمل کند. AGI را می توان برای شناسایی و تمایز بین گیاهان و علف های هرز آموزش داد و سپس به طور انتخابی علف های هرز را بدون آسیب رساندن به محصولات حذف کرد. این امر از طریق استفاده از بینایی رایانه ای پیشرفته و الگوریتم های یادگیری ماشینی امکان پذیر است که به AGI امکان می دهد موقعیت ها و داده های جدید را تشخیص دهد و به آنها پاسخ دهد. از یک طرف، از طریق دید همه منظوره و قابلیت‌های استدلال در فناوری AGI، افراد می‌توانند علف‌های هرز را دقیقاً مکان‌یابی کنند، کشاورزان را برای رسیدن سریع

به منطقه رشد علف‌های هرز راهنمایی کنند، و کشاورزان را از آفت‌کش‌های مناسب آگاه کنند، به طوری که بتوانند پاسخ‌های متفاوتی به موارد مختلف داشته باشند.

سیستم‌های سنتی AI برای وجین معمولاً بر قوانین از پیش برنامه‌ریزی‌شده و مجموعه داده‌های محدودی تکیه می‌کنند که ممکن است نتوانند با موقعیت‌های جدید سازگار شوند یا گونه‌های علف‌های هرز در حال ظهور را تشخیص دهند. سیستم‌های AGI می‌توانند از تجربیات خود بیاموزند و با داده‌های جدید سازگار شوند و به آنها امکان می‌دهد در طول زمان دقیق‌تر و کارآمدتر شوند. راه دیگر اتصال AGI به ربات‌های هوشمند است تا ربات‌ها بتوانند به سرعت و با دقت علف‌های هرز را شناسایی کرده و سمپاشی دقیق آفت‌کش‌ها را انجام دهند. این امر باعث کاهش استفاده از آفت کش هایی مانند علف کش ها، کاهش آلودگی محیط زیست ناشی از آفت کش ها و جلوگیری از کمبود نیروی کار و کاهش بیشتر هزینه ها می شود.

کیفیت بذور نه تنها میزان بقای نهال ها را تعیین می کند، بلکه تأثیر مهمی بر برداشت و کیفیت محصولات نیز دارد. بذرهای پرتوان در برابر تنش مقاومت بالایی دارند. هنگامی که در مزرعه کاشته می شوند، سرعت جوانه زنی بالا، سبز شدن سریع و منظم دارند و می توانند محصولاتی با عملکرد و کیفیت بالا تولید کنند. بذور کم قدرت مقاومت تنش ضعیفی دارند و مستعد پوسیده شدن دانه ها و نهال های مرده هستند که در نتیجه عملکرد محصول کاهش می یابد. AGI می‌تواند دانه‌های ناشناخته را با استخراج صفات بذر عالی و داده‌های مربوط به آن‌ها غربال کند و دانه‌هایی را با شکل‌های عالی حفظ کند. AGI می‌تواند بر اساس سرنخ‌های متعدد مانند اندازه، چاق بودن، ویژگی‌های هندسی خارجی، ویژگی‌های رنگ و وجود کپک و غیره از انتخاب بذر پشتیبانی کند.

درجه بندی میوه ها عبارت است از غربالگری دقیق میوه ها قبل از ورود به بازار، حذف میوه های گندیده و طبقه بندی آنها بر اساس کیفیت میوه ها. از طریق شناسایی عکس‌های میوه، AGI می‌تواند درجات مختلف میوه‌ها را به‌صورت جداگانه بسته‌بندی، حمل و نقل و بفروشد، تلفات ذخیره‌سازی را کاهش دهد و در هنگام فروش قیمت‌ها را بر اساس کیفیت بحث کند تا حداکثر سود اقتصادی را به دست آورد. AGI دارای مزیت قابل توجهی نسبت به

AI سنتی در توانایی آن در تعمیم و یادگیری از موقعیت های جدید است. بنابراین، AGI را می توان آموزش داد تا عوامل مختلف کیفیت میوه مانند رسیده، اندازه، رنگ و شکل را تشخیص دهد و میوه ها را به طور دقیق در دسته بندی های کیفی مختلف مانند "کیفیت بالا"، "متوسط" و "مناسب برای فروش" دسته بندی کند. " در مقابل، زمانی که شکل میوه، اندازه، رنگ، و به خصوص نواحی و درجات پوسیده با داده‌های آموزشی محدود متفاوت باشد، ممکن است اثر غربالگری کاهش یابد.

علاوه بر این، AGI این پتانسیل را دارد که طیف وسیعی از وظایف را در کشاورزی به طور مستقل انجام دهد. با توانایی درک و تفسیر زبان طبیعی و نشانه های بصری، AGI می تواند بدون دخالت انسان به طور مستقل تصمیم گیری و اقداماتی انجام دهد. این سطح از خودمختاری با سیستم‌های هوش مصنوعی فعلی امکان‌پذیر نیست و می‌تواند شیوه مدیریت کشاورزان محصولات کشاورزی و دام‌های خود را متحول کند.

با مثال‌هایی که در بالا ذکر شد، AGI می‌تواند پشتیبانی و خدمات حیاتی برای توسعه کشاورزی بر اساس اطلاعات استخراج‌شده از روش‌ها و حوزه‌های دانش متعدد ارائه دهد. بخش‌های بعدی این مقاله AGI را برای کاربردهای کشاورزی از منظرهای متعدد به تفصیل بیان می‌کند، از جمله پس‌زمینه AGI، درک تصویر کشاورزی، NLP، نمودار دانش، زیرساخت‌ها، رباتیک، و کاربردهای آن‌ها برای محصولات دقیق و دام‌های دقیق.

۲. پس زمینه

در این بخش، به طور خلاصه معرفی می‌کنیم که چگونه تکنیک‌های هوش مصنوعی و AGI، مانند پردازش زبان طبیعی (NLP)، می‌توانند برای پیشبرد طیف گسترده‌ای از کاربردهای کشاورزی به کار گرفته شوند. با توجه به حجم گسترده اسناد (مثلاً مقالات علمی، گزارش های فنی، نظرسنجی ها، اخبار و داده های رسانه های اجتماعی)، متون احتمالاً در دسترس ترین منابع داده در بسیاری از حوزه ها از جمله کشاورزی هستند. اگرچه برخی از تلاش‌های پیشگامانه از تکنیک‌های NLP برای کاربردهای کشاورزی استفاده می‌کنند، سفارشی‌سازی مدل‌های NLP برای کاربردهای کشاورزی خاص تا حد زیادی مورد بررسی قرار نگرفته است. در ادامه، انواع مختلفی از تکنیک‌های NLP، از جمله تکنیک‌های سنتی NLP و جدیدترین مدل‌های زبان بزرگ (LLM) را که مورد استفاده قرار گرفته‌اند (یا می‌توانستند) را مورد بحث قرار دهیم.

برای کمک به کاربردهای کشاورزی. استخراج اطلاعات به عنوان یک وظیفه اساسی درNLP، استخراج اطلاعات بر استخراج اطلاعات ساختاریافته از اسناد بدون ساختار یا نیمه ساختار یافته متمرکز است. همچنین یک گام اساسی برای بسیاری از وظایف NLP دیگر مانند ساخت نمودار دانش است. برخی از تلاش های اخیر در حوزه کشاورزی را می توان در این مقاله پیمایشی یافت. بیشتر کارها در این زمینه بر روی استفاده از تکنیک‌های NLP کلاسیک (مانند روش‌های مبتنی بر قانون و روش‌های مبتنی بر یادگیری) برای کارهای فرعی مانند شناسایی موجودیت نام‌گذاری شده ((Named entity identification(NER) و سپس ایجاد هستی‌شناسی یا نمودار دانش متمرکز است. مخصوص کشاورزی اخیراً، مدل های زبان مبتنی بر ترانسفورماتور مانند BERT نیز برای استخراج موجودیت و رابطه استفاده شده است.

تطبیق معنایی با توجه به تنوع در بازنمایی زبان، تطبیق معنایی یک تکنیک کلیدی است که تطبیق صحیح موجودیت های معنایی مشابه با طول های مختلف (مانند کلمات، عبارات، جملات، اسناد) را امکان پذیر می کند. یکی از کاربردهای اخیر تطبیق معنایی در حوزه کشاورزی، ایجاد نقشه بین توصیف های غذا و پایگاه داده تغذیه است. به طور خاص، یک مجموعه متنی مرتبط با غذا (به عنوان مثال، ادبیات غذایی و کشاورزی) برای پیش‌آموزش مدل‌های زبانی مبتنی بر ترانسفورماتور جمع‌آوری می‌شود. و تطبیق معنایی بین غذا و تغذیه سپس در فضای تعبیه، با فرمول‌بندی مسئله انتخاب پاسخ انجام می‌شود. علاوه بر این، تطبیق معنایی می‌تواند نقش اساسی در ترکیب داده‌های متن کشاورزی از منابع مختلف داشته باشد.

سیستم پاسخگویی به پرسش و گفتگو: پاسخگویی به سؤال (QA) و سیستم های گفتگو از مشکلات اساسی در NLP هستند. انتظار می رود که مدل ها به طور دقیق سؤال و زمینه را درک کنند و سپس پاسخ های اطلاعاتی ایجاد کنند. توسعه مستقیم تکنیک (QA)، سیستم های گفتگو مانند ربات های گفتگو است. تا به حال، برخی ربات‌های چت در حوزه کشاورزی توسعه یافته‌اند. (مانند پاسخ دادن به سؤالات کشاورزان) . به عنوان مثال، یک ربات گفتگوی مبتنی بر شبکه عصبی مکرر (RNN) برای رسیدگی به سوالات مربوط به آزمایش خاک، حفاظت از گیاهان و مدیریت مواد مغذی طراحی شده است. با این حال، این سیستم های (QA) یا چت بات ها به دلیل اندازه مدل کوچک و داده های آموزشی ناکافی، قابلیت بسیار محدودی دارند.

مدل های زبان از پیش آموزش دیده (PLM)

مدل سازی زبان به دلیل اثربخشی و قابلیت تعمیم قابل توجه آن به تکنیک اصلی در NLP تبدیل شده است. به طور خاص، مدل های زبان از پیش آموزش دیده مبتنی بر ترانسفورماتور می توانند به عنوان مدل های پایه برای بسیاری از برنامه های NLP عمل کنند. PLM هایی مانند BERT معمولاً با کارهایی مانند مدل‌سازی زبان ماسک‌دار (MLM) و پیش‌بینی جمله بعدی (NSP) از قبل آموزش داده می‌شوند. از آنجایی که این PLM ها در حوزه های عمومی با استفاده از داده های ویکی پدیا و BookCorpus از قبل آموزش داده شده اند، معمولاً برای دامنه های خاص نیازمند یک مرحله تنظیم دقیق می باشند. با تنظیم دقیق PLM های پایه با مجموعه متنی با کیفیت بالا از یک دامنه خاص، می توان مدل های زبان سفارشی سازی شده را توسعه داد. برخی از نمونه های نماینده عبارتند از BioBERT ، Pub-MedBERT و LEGAL-BERT . مجموعه ای در مقیاس بزرگ از ادبیات کشاورزی با بیش از ۳۰۰ میلیون توکن برای تنظیم دقیق BERT عمومی به AgriBERT استفاده می شود. چنین مدل‌های زبانی خاص دامنه می‌توانند به طور بالقوه برای کمک به بسیاری از برنامه‌های کشاورزی، مانند بازاریابی کشاورزی، تجزیه و تحلیل رسانه‌های اجتماعی کشاورزی و غیره مورد استفاده قرار گیرند.

مدل های زبان بزرگ (LLM)

LLM ها معمولاً به PLM هایی با بیش از میلیاردها پارامتر مدل اشاره می کنند، مانند مدل های GPT (ترانسفورماتور از پیش آموزش دیده) (GPT-۱ ، GPT -۲، GPT -۳ ، Instruct- GPT، ChatGPT و GPT -٤)، LLaMA (متا مدل زبان بزرگ) (AI و BLOOM. به عنوان مثال، GPT -۳ و BLOOM دارای ۱۷۵ میلیارد پارامتر هستند.

و LLaMA دارای ٦٥ میلیارد پارامتر است. مشابه PLM های سنتی مانند BERT، این LLM های اخیر نیز از معماری ترانسفورماتور پیروی می کنند ، اما در اهداف آموزشی، منابع داده، جزئیات بهینه سازی و غیره با یکدیگر تفاوت دارند. برای مثال، BERT تنها رمزگذار Transformer را به عنوان استفاده می کند. بر روی یادگیری بازنمایی زبان تمرکز می‌کند، در حالی که مدل‌های GPT از رمزگشای Transformer استفاده می‌کنند، زیرا هدف اصلی آنها تولید متن واقعی است. جدیدترین LLM ها مانند ChatGPT و ٤- GPT به دلیل اندازه مدل های عظیم و ترکیب مؤثر بازخوردهای انسانی (به عنوان مثال، درخواست ها)، نه تنها عملکرد شگفت انگیزی در وظایف سنتی NLP مانند درک زبان، تولید زبان و پاسخ به سؤال به دست آورده اند. اما همچنین قابلیت های قابل توجهی را در یادگیری و استدلال صفر نشان داد. به عنوان مثال، ChatGPT توانایی بسیار امیدوار کننده ای را در استدلال استقرایی و استدلال قیاسی نشان داده است. ٤- GPT یک مدل چند وجهی بزرگ است که می تواند هم با زبان و هم با ورودی های بصری سروکار داشته باشد. علاوه بر این، LLM ها ابزارهای موثری برای تقویت داده ها هستند که برای سناریوهای خاص دنیای واقعی با داده های محدود بسیار مفید است. این مشاهدات هیجان انگیز نشان می دهد که تکنیک های مبتنی بر LLMs ممکن است یک نقشه راه امیدوارکننده به سمت AGI را ممکن کند. برای کاربردهای کشاورزی، LLM ها می توانند پردازش، درک و تفسیر متون و اسناد کشاورزی را به طور قابل توجهی پیش ببرند. علاوه بر این، توانایی‌های یادگیری و استدلال بدون شات LLM نیز مشکلات مختلف تصمیم‌گیری در حوزه کشاورزی را تسهیل می‌کند.

در ادامه ، نحوه استفاده از تکنیک‌های AGI (مانند LLMها و مدل‌های چندوجهی بزرگ) برای پیشبرد طیف وسیعی از حوزه‌های تحقیقاتی و کاربردها در کشاورزی را مورد بحث قرار خواهیم داد. بخش ٣ ،بر چندین موضوع تحقیقاتی در کشاورزی، شامل انواع مختلف داده‌ها (به عنوان مثال، تصاویر، نمودارهای دانش) و کاربردهای مختلف (مانند دام‌ها و محصولات کشاورزی دقیق، روباتیک کشاورزی) تمرکز دارند. AGI را برای درک تصویر کشاورزی، مانند مدیریت ابرداده در مطالعات اصلاحی، تولید تصاویر برای افزایش داده، زمان‌بندی و ترکیب چند کار، یادگیری چند شات، و تطبیق دامنه، معرفی می‌کنیم. بخش ٤ ،چندین جنبه بالقوه را مورد بحث قرار می دهد که در آن تکنیک های نمودار دانش و AGI به طور مشترک برای کاربردهای کشاورزی مورد بهره برداری قرار می گیرند. بخش ٥ ،چندین راه ممکن برای استفاده از AGI برای روباتیک کشاورزی را توضیح می دهد. بخش ٦ ، سایر موارد، از جمله AGI برای کشاورزی دقیق و فنومیک، معرفی، AGI برای دام های دقیق، و AGI برای زیرساخت های کشاورزی را ارائه می دهد. بخش آخر این مقاله را به پایان می رساند.

بخش ٣. AGI for Agriculture Image Understanding هوش مصنوعی مولد برای داده های کشاورزی

اخیراً، مدل‌های مولد هوش مصنوعی مانند مدل Stable Diffusion ، تولید قابل‌توجهی با کیفیت بالا از تصاویر و ویدیوهای فوتورئالیستی را نشان داده‌اند. پیشرفت‌های مشابهی در حوزه‌های دیگری مانند گفتار رخ داده است که همگی توسط مدل‌های هوش مصنوعی مولد در مقیاس بزرگ پشتیبانی می‌شوند. LLM های چند وجهی ذاتاً مدل های مولد هستند. می‌توان آنها را طوری تنظیم کرد که توزیع پیچیده داده‌های کشاورزی غنی را

در تصاویر ماهواره‌ای، ویدئوها، داده‌های سنجش فراطیفی، ابرهای نقطه‌ای سه‌بعدی، و همچنین اندازه‌گیری‌های سری زمانی ثبت کند. چنین مدل های مولد می توانند وظایف زیر را تقویت کنند:

تولید داده های آموزشی یکی از محدودیت‌های اعمال الگوریتم‌های بینایی کامپیوتری تخصصی مانند PointNet یا MaskRCNN برای داده‌های بصری کشاورزی، کمبود داده‌ها و برچسب‌های آموزشی است. به دست آوردن داده های با کیفیت بالا زمان بر است و برچسب گذاری مناسب آنها گران تر است . یک راه حل ممکن، ساختن یک محیط دیجیتالی است که داده های مصنوعی تولید می کند، اما معمولاً یک شکاف دامنه بین محیط شبیه سازی شده و دنیای واقعی وجود دارد. راه حل های پیچیده ای مانند تطبیق دامنه باید برای رسیدگی به این موضوع اعمال شود. از سوی دیگر، LLM های مولد چندوجهی، پس از تنظیم دقیق در حوزه داده های کشاورزی هدف، می توانند مقدار زیادی از داده های آموزشی و برچسب ها را برای ساخت یک مجموعه آموزشی تقویت شده تولید کنند که بسیار شبیه توزیع داده های اصلی است. علاوه بر این، مدل‌های تولید مبتنی بر متن می‌توانند تصاویر و ویدئوها را که با توضیحات متنی خاصی که صحنه‌ای خاص را توصیف می‌کنند، ترکیب کنند. آنها می توانند برای تولید داده های بصری کشاورزی سفارشی شده برای تنظیم دقیق الگوریتم های بینایی کامپیوتری پیشرفته استفاده شوند.

ویرایش و دستکاری داده های چند وجهی ، داده های کشاورزی ، طیف وسیعی از تغییرات را به دلیل تغییرات فصل و آب و هوا نشان می دهد. جمع آوری داده هایی که همه تغییرات را در بر می گیرد بسیار دشوار است. در همین حال، مدل‌های هوش مصنوعی مولد توانایی‌های فوق‌العاده‌ای برای ویرایش و دستکاری داده‌ها با ویژگی‌های مختلف نشان می‌دهند. می توان از آنها برای ایجاد تغییراتی از داده های اصلی برای ویژگی های خاص استفاده کرد. از نظر ترجمه حوزه آب و هوای تصویر، شبکه های متخاصم مولد (GAN) پتانسیل زیادی در انتقال ، تصاویر سطح زمین به تصاویر مصنوعی فوتورئالیستی تحت شرایط آب و هوایی مختلف و اقلیم شدید متفاوت نشان داده اند. رویدادها اخیراً، مدل‌های سنتز تصویر مبتنی بر انتشار مانند SDEdit نیز قابلیت‌های قدرتمند ویرایش تصویر خود را بدون نیاز به آموزش ویژه کار نشان می‌دهند. مطابق با LLM ها، مدل های دید بزرگ نیز توسعه یافته اند، (مانند SAM برای تقسیم بندی تصویر). برای مثال، در زمینه تصاویر کشاورزی، مدل‌های هوش مصنوعی مولد می‌توانند زمان را از روز به شب و آب و هوا را از آفتابی به بارانی تغییر دهند. این تغییرات می تواند به آموزش مدل های قوی تر برای وظایف حیاتی کشاورزی کمک کند.

LLM برای برنامه ریزی چند کار وترکیب کردن

درک بصری داده های کشاورزی معمولاً از وظایف فرعی متعددی تشکیل شده است. به عنوان مثال، برای کار اصلی شمارش تعداد جوجه های سالم در یک مرغداری با استفاده از دوربین ها، وظایف فرعی مانند تشخیص اشیا ، تقسیم بندی نمونه ، ردیابی اشیا و تصویر طبقه بندی مورد نیاز است. برای طراحی و اجرای چنین گردش کاری به دانش حوزه کشاورزی و همچنین بینایی کامپیوتر و یادگیری ماشین نیاز دارد. با در نظر گرفتن مثالی دیگر، فنوتیپ کردن ریشه گیاه شامل مدل‌سازی ساختار ریشه، شمارش شاخه‌های ریشه، تخمین طول و زاویه، اندازه‌گیری زیست توده، الگوی توزیع و غیره می‌شود، که هر کدام مستلزم تلاش‌های گسترده است.

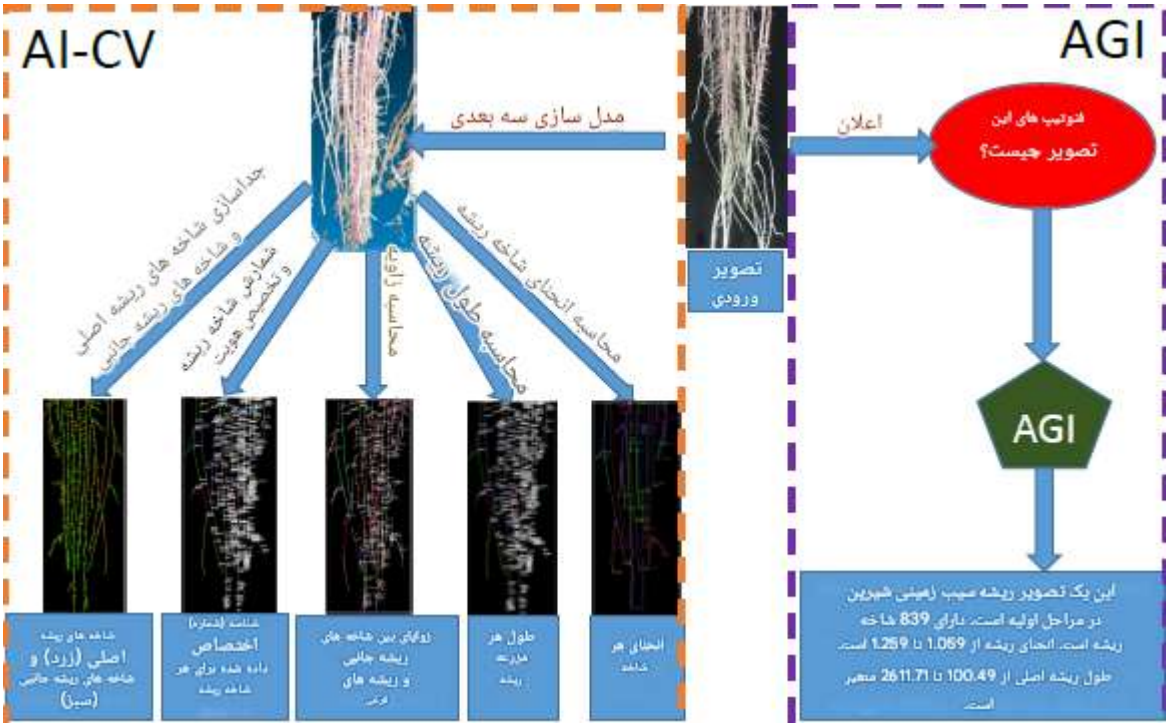
با درک معنایی و توانایی استدلال LLMها و انواع چندوجهی آن‌ها، اکنون می‌توان دیدگاه‌های تخصصی و مدل‌های زبانی پیشرفته‌تر را برای زیرساخت‌های مهم کشاورزی مانند مزارع قابل دسترس‌تر کرد. یک مطالعه اخیر نشان می دهد که ChatGPT قادر به درک یک درخواست به زبان طبیعی، استخراج اطلاعات بصری و متنی مفید، انتخاب بینایی و وظایف زبانی مرتبط و تفسیر نتایج به انسان است. LLM ها می توانند جریان های کاری کارآمد و مؤثر را از وظایف بینایی و زبانی متعدد برای انجام وظایف حیاتی کشاورزی، همه از طریق آموزش ساده و شهودی زبان طبیعی و بدون دخالت انسان در طول مسیر، ترکیب کنند. با توسعه LLM ها، انتظار می رود که با ورودی زبان، اطلاعات فنوتیپ می تواند مستقیماً در اختیار محققان و پرورش دهندگان کشاورزی قرار گیرد،

آموزش چند شات

برخلاف هوش انسانی که می‌تواند دانش جدیدی را بر اساس تجربیات محدود یا صفر استنباط کند، بیشتر رویکردهای یادگیری ماشین، مانند تکنیک‌های سنتی یادگیری تحت نظارت، اغلب به هزاران مثال برچسب‌گذاری شده اند، برای یادگیری الگوهای ساده نیاز دارند. برای پر کردن این شکاف بین هوش انسانی و AGI، یادگیری چند شات (FSL) پیشنهاد شده است. به طور خاص، رویکردهای FSL بر «فرادآموزی» تمرکز می‌کنند، یعنی یادگیری مدلی که می‌تواند به کارهای جدید مشخص‌شده در زمان استنتاج تعمیم دهد. به عبارت دیگر، FSL با تطبیق سریع با وظایف جدید که حاوی نمونه های ناکافی است، قصد دارد از توانایی تعمیم قابل توجه هوش انسانی تقلید کند. این برای سناریوهایی که جمع‌آوری و برچسب‌گذاری داده‌ها دشوار و پرهزینه است. مانند (برنامه‌های کشاورزی) که بسیار مفید است.

بسته به در دسترس بودن نمونه، FSL را می توان به سه دسته تقسیم کرد: Few-Shot (دو تا پنج نمونه در هر کلاس)، One-Shot (یک نمونه در هر کلاس)، و Zero-Shot (طبقه بندی کلاس های دیده نشده بدون هر نمونه آموزشی). FSL نتایج امیدوارکننده‌ای را در حوزه‌ها و کاربردهای مختلف، از جمله بینایی کامپیوتر و پردازش زبان طبیعی نشان داده است. بر اساس نحوه استفاده از دانش قبلی، کارهای موجود FSL را می توان به سه دسته طبقه بندی کرد:

۱) افزایش داده ها. برخی از روش‌ها سعی می‌کنند با تولید نمونه‌های جدید از نمونه‌های موجود، تبدیل نمونه‌ها از یک مجموعه داده با برچسب ضعیف یا بدون برچسب، یا تبدیل نمونه‌ها از یک مجموعه داده مشابه، مجموعه داده آموزشی را مستقیماً افزایش دهند. این فرآیندهای افزایش معمولاً توسط قوانین دست ساز هدایت می شوند، مانند عملیات ترجمه ، چرخش ، بازتاب و چرخش برای داده های تصویر، یا یادگیری مجموعه ای از تبدیل ها یا مدل ها برای انجام افزایش داده ها.



شکل ۲: فنوتیپ ریشه گیاه بر اساس روش های AI-CV (بینایی کامپیوتری) در مقابل AGI. AI-CV برای پردازش هر کار به دانش CV اختصاصی گسترده ای نیاز دارد، در حالی که AGI این پتانسیل را دارد که مستقیماً اطلاعات فنوتیپ مورد نیاز را با درخواست انسان ارائه دهد.

۲) محدودیت فرضیه: برای تقریب توزیع حقیقت پایه، مدل ها ممکن است نیاز به تعیین فضای فرضیه ای داشته باشند که فاصله بین پیش بینی بهینه و توزیع حقیقت زمینی را به حداقل برساند. از آنجایی که یک فضای فرضیه بزرگتر به نمونه های داده بیشتری برای کاوش نیاز دارد، برخی از روش های FSL سعی می کنند فضای جستجوی فرضیه را از طریق یادگیری مشترک چندین کار مرتبط با پارامترهای مدل مشترک یا محدود کردن شکل توزیع از دانش قبلی محدود کنند.

۳) دانش قبلی زمانی که مجموعه داده آموزشی به اندازه کافی بزرگ نباشد، روش‌های FSL ممکن است از دانش قبلی برای مداخله در استراتژی جستجوی پارامترها استفاده کنند، چه با ارائه یک مقدار اولیه خوب از پارامترها یا به طور مستقیم یک بهینه‌ساز را یاد بگیرند. مراحل جستجوی خروجی، مانند تغییر جهت جستجو یا اندازه گام

اگرچه رویکردهای یادگیری چند شات در دهه گذشته توجه زیادی را به خود جلب کرده است ، بیشتر چنین رویکردهایی تعمیم پذیری محدودی دارند و فقط برای یک نوع کار مانند طبقه بندی تصویر ، تشخیص شی یا ردیابی چند شی اعمال می شوند. رویکردی که مثلاً برای طبقه‌بندی اشیا طراحی شده است، نمی‌تواند به‌طور پیش پا افتاده به تشخیص شی منتقل شود، حتی اگر این دو مشکل به هم مرتبط باشند.

یکی از ویژگی های شگفت انگیزتر از LLM ها این است که استعداد طبیعی برای یادگیری چند مرحله ای از خود نشان می دهند. با توجه به پیشرفت سریع LLM ها به سمت حل مسائل کلی تر، بی دلیل نیست که فرض کنیم

در حال ورود به آینده ای هستیم که در آن الگوی یادگیری نظارت شده فعلی و Thirsty for data منسوخ شده است. در حال حاضر، یک چالش مهم برای یادگیری عمیق کشاورزی، فقدان داده های مشروح شده است که منجر به تلاش های مختلفی برای کاهش نیاز به آن می شود. داده های مناسب برای یک محصول خاص ممکن است اصلا وجود نداشته باشد، ممکن است به درستی حاشیه نویسی نشود، یا ممکن است در دسترس عموم نباشد.

LLM های پیشرفته و چندوجهی این پتانسیل را دارند که این مشکلات را یکبار برای همیشه حل کنند، اما سؤالات مهمی باقی می ماند. نسل بعدی LLM ها تازه شروع به ادغام ورودی های بصری کرده اند. به نوبه خود، OpenAI نسبتاً در مورد آنچه که GPT- ٤ دقیقاً در این حوزه توانایی دارد صحبت می کند، و ما احتمالاً تا زمانی که به طور دقیق و مستقل آزمایش نشود، مطمئن نخواهیم شد. یکی از خطرات واضح این است که LLM هایی که بر روی داده های مقیاس اینترنت آموزش دیده اند، نمی توانند به خوبی به حوزه دید کشاورزی تعمیم دهند، زیرا تصاویر کشاورزی با اکثر تصاویر موجود در اینترنت بسیار متفاوت هستند. در این شرایط، ما مجبور خواهیم بود به قابلیت‌های ذاتی یادگیری چند شات مدل تکیه کنیم، که ممکن است در حد کار باشد یا نباشد. علاوه بر این، بسیاری از وظایف مورد علاقه جامعه رباتیک کشاورزی وجود دارد که نیازمند استفاده از روش‌های مبهم‌تر (مانند ابرهای نقطه‌ای یا مکعب‌های ابرطیفی) به عنوان ورودی هستند، ویا خروجی‌هایی دارند که نمی‌توانند به صورت متن بیان شوند. (مدل هایی مانند GPT-٤) به احتمال زیاد نیاز به گسترش در سطح معماری به منظور پشتیبانی از چنین موارد استفاده است. با توجه به این واقعیت که LLM های پیشرفته عمدتاً اختصاصی هستند، محرمانه هستند و آموزش آنها بدون میلیون ها دلار سرمایه گذاری در ظرفیت محاسباتی غیرممکن است، جامعه تحقیقاتی ممکن است مدت زیادی منتظر این ویژگی ها باشند.

اگر ما این دیدگاه خوشبینانه را در نظر بگیریم که LLM های آینده نزدیک حداقل قادر به انجام برخی وظایف چشم انداز کشاورزی خواهند بود، چه چیزی را ممکن می کند؟ در حال حاضر، به لطف گسترش ابزارهایی مانند YOLOv-٥ ، کارهای ساده بینایی کامپیوتری مانند تشخیص اشیا را می توان توسط افراد غیر متخصص با آموزش تخصصی کمی انجام داد. پروژه هایی که قبلاً به دلیل نیاز به جمع آوری و حاشیه نویسی داده ها دشوار یا کند بودند، می توانند به طور قابل توجهی سریعتر اجرا شوند. علاوه بر این، به دلیل قابلیت‌های پردازش زبان، LLMهای دارای قابلیت بینایی برای مدیریت ابرداده‌های مرتبط با تصویر ایده‌آل هستند، شاید توانایی استخراج خودکار فراداده متنی بر اساس ورودی تصویر را به دست آورند. به طور کلی، LLM ها چرخه نوآوری را در بینایی کامپیوتر کشاورزی به طور قابل توجهی تسریع می کنند و (امیدواریم) این فناوری ها را در استفاده گسترده در بین کشاورزان راه اندازی کنند.

تطبیق دامنه

اگرچه AGI به دلیل عملکرد چشمگیر خود در پیش‌بینی و تعمیم، پیشرفت‌هایی در زمینه‌های کاربردی مختلف داشته است، اما به‌طور اجتناب‌ناپذیر به مقادیر زیادی از داده‌های برچسب‌گذاری شده نیاز دارد که ممکن است در سناریوهای دنیای واقعی به دلیل زمان قابل توجه و نیروی کار گران‌قیمت واقع‌بینانه نباشد.

تطبیق دامنه بدون نظارت (Unsupervised domain matching - UDA) یک راه امیدوارکننده برای پرداختن به این موضوع ارائه می‌کند. هدف آن تطبیق مدل‌های آموزش‌دیده در یک دامنه (دامنه منبع) با دامنه دیگر (دامنه هدف) با ویژگی‌های توزیعی متفاوت، بدون نیاز به داده‌های برچسب‌دار در دامنه هدف. مرحله کلیدی UDA یافتن ویژگی‌های متمایز و نامتغیر دامنه است که می‌توانند دامنه منبع برچسب‌گذاری شده و دامنه هدف بدون برچسب را در یک فضای پنهان به هم پیوند دهند. در دهه‌های گذشته، بسیاری از روش‌های UDA توسعه و ارزیابی شده‌اند . علاوه بر UDA، برخی دیگر از مشکلات انطباق دامنه عملی نیز به طور گسترده در ادبیات مطالعه شده است، مانند تطبیق دامنه جهانی ، تطبیق دامنه نامتعادل طبقاتی ، انطباق دامنه چند شات ، باز تطبیق دامنه مجموعه و تعمیم دامنه.

در سال‌های اخیر، سازگاری دامنه برای برخی کاربردهای کشاورزی، مانند طبقه‌بندی گیاهان، شمارش برگ ، پیش‌بینی عملکرد ذرت ، استخراج زمین کشاورزی و تقسیم‌بندی پوشش زمین به کار گرفته شده است. به عنوان مثال، یک رویکرد تطبیق دامنه بدون نظارت (UDA) برای انتقال سیستم‌های طبقه‌بندی گیاهان به محیط‌های مزرعه‌ای جدید، محصولات زراعی و روبات‌ها پیشنهاد شده است. روش دیگر تطبیق دامنه خصمانه (HDM Hostile domain matching) برای کشاورزی پیشنهاد شده است.(استخراج زمین با استفاده از تصاویر سنجش از دور).

به طور کلی، بیشتر کارهای قبلی عمدتاً بر شبکه‌های عصبی کانولوشنال (CNN) برای یادگیری بازنمایی‌های نامتغیر دامنه در میان حوزه‌های مختلف متکی است. با افزایش Vision Transformers (ViT) برای وظایف بینایی، چند مطالعه مبتنی بر ViT توسعه یافته اند و قابلیت انتقال قابل توجهی برتری را نسبت به همتایان مبتنی بر CNN خود نشان داده اند. علاوه بر این، آخرین پیشرفت در مدل‌های چندوجهی بزرگ مانند٤ -GPT منجر به فرمول‌بندی و مدل‌سازی جدید انطباق دامنه، به‌ویژه برای حوزه‌های کاربردی خاص مانند کشاورزی می‌شود. در تنظیمات تطبیق دامنه سنتی(Traditional domain matching) ، دامنه منبع معمولاً دانش کمکی را ارائه می دهد که به یک سناریوی محدود و خاص محدود می شود. با این حال، مدل‌های چند وجهی بزرگ قبلاً دانش عام غنی را رمزگذاری کرده‌اند، و همچنین دارای قابلیت‌های استدلال قابل‌توجهی هستند. بنابراین، مشکل انتقال دانش از مدل‌های چندوجهی بزرگ به حوزه‌های هدف باید به دقت فرموله شود. در همین حال، روش‌های جدید در زمینه یادگیری انتقالی، یادگیری بازنمایی متقابل، و انتقال دانش مبتنی بر بصری/متن باید بیشتر توسعه یابد.

۴. AGI برای نمودارهای دانش کشاورزی

نمودارهای دانش (Knowledge graphs KG) که به‌عنوان چند گراف‌های هدایت‌شده برچسب‌گذاری‌شده، نشان داده می‌شوند، یک الگوی جدید برای نمایش، بازیابی و یکپارچه‌سازی داده‌ها از منابع داده‌های مختلف در سراسر حوزه‌ها هستند. KGها به عنوان یک راه حل امیدوارکننده برای چالش های مختلف دانشگاهی و صنعتی ظاهر شده اند. در ادامه، چندین جنبه بالقوه را مورد بحث قرار می‌دهیم که فناوری‌های نمودارهای دانش(KG) و AGI می‌توانند با هم کار کنند و به یک سیستم کشاورزی هوشمندتر دست یابند.

AGI دقیق و قابل تفسیر برای وظایف کشاورزی

اگرچه مدل‌های پایه اخیر عملکردهای امیدوارکننده‌ای را در کارهای مختلف زبان، بینایی و روباتیک نشان می‌دهند ، اما به دلیل ایجاد نتایج نادرست و گمراه‌کننده نیز مورد انتقاد قرار می‌گیرند.

نمودارهای دانش (KG) به ویژه برای هدایت پیش‌بینی‌های مدل‌های زبان در کارهای مختلف مفید هستند و برای پایه‌گذاری پاسخ‌های تولید شده بر روی یک زیرگراف خاص، کمک می‌کنند تا از دقت پاسخ‌های تولید شده اطمینان حاصل شود و تفاسیر مدل بهبود یابد. این قابلیت به ویژه برای بسیاری از کارهای دنیای واقعی که در آنها پیش‌بینی‌های دقیق و قابل تفسیر حیاتی هستند. (در حوزه‌های پزشکی و کشاورزی مفید است). با اطلاعات زمینه ای ارائه شده توسط نمودارهای دانش (KG)، AGI می تواند برای کارهای کشاورزی مانند نظارت بر محصول، پیش بینی عملکرد محصول، کوددهی و غیره بهتر استفاده شود.

تلفیق متن و دانش برای وظایف کشاورزی: با توسعه اخیر مدل‌های زبان بزرگ (LLM) که عموماً به عنوان نیروی محرکه اصلی AGI هستند. نمودارهای دانش (KG) معمولاً به عنوان یک منبع داده اضافی در نظر گرفته می‌شوند و می‌تواند داده‌های متنی را برای پیش‌آموزش یا تنظیم دقیق مدل زبان تکمیل کند تا به طور قابل‌توجهی آن‌ها را تقویت کند. عملکرد در وظایف مختلف پایین دستی، به ویژه وظایف دشوار و پاسخگویی به سؤالات نیاز به استدلال پیچیده دارند .

در حوزه کشاورزی،AgriBERT نشان داده است، که افزودن داده‌های متنی (یعنی جفت‌های پاسخ‌دهی به سؤال) با دانش اضافی از یک نمودار دانش کشاورزی (KG) (به عنوان مثال، نمودار دانش FoodOn) می‌تواند عملکرد مدل را در وظایف مختلف NLP در حوزه غذا و کشاورزی به طور قابل‌توجهی افزایش دهد.

AGI برای ساخت نمودار دانش کشاورزی :(AGI for Agriculture Knowledge Graph Construction).
پیشرفت‌های اخیر مدل‌های پایه، استفاده از AGI را در ساخت نمودار دانش تقویت می‌کند. مای و همکاران به جای انجام استخراج سه گانه دانش به شیوه ای نظارت شده یا با استفاده از نمونه های بذر، نشان می‌دهد که با استفاده از اعلان‌های ساده، GPT- ۳ می‌تواند نام مکان‌ها را از متن بدون ساختار به دقت تشخیص دهد و از مدل‌های تشخیص نام، نام‌ها با نظارت کامل پیشرفته، بهتر عمل کند. این نشان دهنده، پتانسیل های AGI برای شناسایی موجودیت و پیوند نهاد است که دو وظیفه مهم مرتبط با نمودارهای دانش (KG) هستند. اخیراً، GraphGPT- ۳ به عنوان یک ابزار تولید گراف دانش مبتنی بر GPT- ۳ توسعه یافته است که می تواند یک نمودار دانش معین را به روز کند یا یک نمودار دانش جدید را با توجه به ورودی های زبان طبیعی ایجاد کند. نمودارهای دانش پرکاربرد، یا KGهای عمومی مانند DBpedia و Wikidata ، یا KGهای خاص دامنه مانند FoodOn، GeoNames Linked-GeoData، GNIS-LD و KnowWhereGraph ، به صورت دستی یا نیمه اتوماتیک ، برای ساخت گراف دانش خودکار مبتنی بر AGI به ویژه حوزه هایی که در آن مهندسان دانش کمتری مانند حوزه کشاورزی در دسترس هستند. نمودار دانش کشاورزی که به طور خودکار ساخته می شود می تواند اطلاعات زمینه ای اضافی را ارائه دهد و فرآیندهای مختلف تصمیم گیری کشاورزی را تسهیل کند.

استدلال دانش پیچیده برای وظایف کشاورزی.

بسیاری از وظایف کشاورزی نیاز به استدلال پیچیده دارند. برای مثال، با توجه به یک تصویر پهپاد از یک زمین زراعی سویا، یک دانشمند کشاورزی یا یک کشاورز مراحل زیررا طی کند. ابتدا نام این مشکل (به عنوان مثال، سوختگی باکتریایی) را تعیین کند. سپس تعیین علل این بیماری (به عنوان مثال، pseudomonas syringae)؛ و در نهایت، تعیین نحوه درمان این بیماری (به عنوان مثال، اسپری باکتری کش). در حال حاضر، یکی از راه‌های رایج برای فعال کردن یک مدل زبان بزرگ (LLM) برای انجام استدلال پیچیده، استفاده از Stimulating a chain of thought است که در آن چند زنجیره Intellectual demonstration به عنوان نمونه‌هایی ارائه می‌شوند تا به صراحت LLM را وادار کنند. به LLM اجازه دهیم یک مسئله استدلال چند مرحله‌ای را به گام‌های میانی که به‌صورت جداگانه حل می‌شوند، تجزیه کند، به‌جای اینکه کل یک مسئله استدلال چند هاپ را در یک پاس رو به جلو حل کند. با این حال، چنین ایده ای استدلال به شیوه ای ضمنی است که مستعد خطا است و اشکال زدایی آن سخت است. با رمزگذاری صریح روابط بین علائم محصول، بیماری ها، باکتری ها و درمان ها در یک نمودار دانش کشاورزی، می توانیم از LLM بخواهیم مسیر را دنبال کند.این نمودار و استدلال صریح چند هاپ درست مانند روشی که ماشین نمادین عصبی اتخاذ می کند ، انجام می دهد.

کاربرد نمودارهای دانش در AGI کشاورزی

نمودارهای دانش خصوصیات و روابط موجودات دنیای واقعی را توصیف می‌کنند و مزایایی را برای انواع برنامه‌های کشاورزی فراهم می‌کنند، مانند تقویت موتورهای جستجو، سیستم‌های پرسش و پاسخ، سیستم‌های توصیه و تولید محتوا با هوش بیشتر.

- موتورهای جستجو: موتورهای جستجوی کشاورزی بهتر می توانند کشاورزان و متخصصان را به اطلاعات مورد نیازشان متصل کنند. موتورهای جستجوی سنتی با خزیدن و نمایه‌سازی محتوای وب، پذیرش پرسش‌ها و رتبه‌بندی نتایج بر اساس ارتباط کار می‌کنند.

با توجه به هوش عمومی در حال ظهور، مدل‌های زبان بزرگ اخیر (LLM) مانند ChatGPT و GPT-٤ می‌توانند برای ایجاد نتایج جستجوها مورد استفاده قرار گیرند و به طور بالقوه صنعت موتورهای جستجو را مختل کنند. مفهوم نمودارهای دانش از زمان راه‌اندازی آن توسط موتور جستجوی Google که با چارچوب دانشی Vault برای ساختن نمودارهای دانش در مقیاس بزرگ مرتبط است، محبوبیت زیادی به دست آورد. نمودارهای دانش می توانند LLM ها را با ارائه اطلاعات ساختاریافته و قابل اعتماد تکمیل کنند.

- سیستم های پرسش و پاسخ: پاسخ به سؤال (Q&A) با هدف ارائه پاسخ های دقیق و مختصر به زبان طبیعی در پاسخ به سؤالات مطرح شده توسط کاربران است . مدل‌های زبان اخیر به سبک چت‌باتChatbot ، اگر با مقادیر زیادی از داده‌های کشاورزی از منابع مختلف (مانند الگوهای آب و هوا و کنترل آفات) آموزش داده شوند، پتانسیل پاسخگویی به سؤالات مرتبط با حوزه‌های کشاورزی مختلف را دارند. با این وجود، LLMS ممکن است محتوایی تولید کند که دقت واقعی نداشته باشد یا دانش مهم را حذف کند، جایی که KGs می تواند

برای کاهش مشکل به کار رود. یک استراتژی تقویت یادگیری بازنمایی زبان با نهادهای دانش است. راه دیگر یادگیری مستقیم جاسازی های گراف دانش و سپس ادغام نهادهای آموخته شده و جاسازی های رابطه در خط لوله QA است.

- سیستم های توصیه کننده: سیستم‌های توصیه‌گر کشاورزی می‌توانند انتشار اطلاعات معتبر را تسهیل کنند و به کشاورزان کمک کنند تا تصمیمات آگاهانه‌تری در مورد چگونگی بهینه‌سازی تولید خود بگیرند، به عنوان مثال، پیشنهاد می‌کنند از کدام محصولات کشاورزی مانند دانه‌ها، کودها و آفت‌کش‌ها استفاده کنند. هوش مصنوعی می تواند با کاربران تعامل داشته باشد تا به آنها در یافتن محصولات ، خدمات کمک کند. با استفاده از اطلاعات جانبی در KGها، می توان ترجیحات کاربر را با دقت بیشتری دریافت کرد. استراتژی‌های معمول ترکیب KGها شامل یادگیری جاسازی‌های نمودار‌دانش آموزنده و هدایت استدلال مبتنی بر مسیر بر روی KGها است.
- تولید محتوا: قابلیت های پیشرفته پردازش زبان LLM ها می تواند ساده و سرعت بخشد .
- وظایف ذهنی تکراری متخصصان کشاورزی: مانند ضبط، تولید گزارش، و تولید مواد آموزشی. ادغام KG ها می تواند فرآیند تولید محتوا را قابل کنترل تر کند. علاوه بر جاسازی گراف دانش واستدلال مبتنی بر مسیر ، همچنین می‌توان از شبکه‌های عصبی گراف برای رمزگذاری اطلاعات با مرتبه بالا برای تولید متن استفاده کرد.

۵. AGI برای رباتیک کشاورزی

با تقویت فرآیند تصمیم گیری روبات ها، AGI می تواند کارایی اجرای وظایف خاص را بهبود بخشد، به ویژه در بخش کشاورزی که برخی از وظایف هنوز به شدت به کار دستی متکی هستند. کاربرد AGI در رباتیک کشاورزی می‌تواند ربات‌ها را قادر به انجام طیف وسیعی از وظایفی کند که در حال حاضر برای انجام بسیاری از مدل‌های هوش مصنوعی تک وظیفه‌ای نیاز دارند. همچنین این پتانسیل را دارد که با استفاده از کتابخانه‌های عملکردی سطح بالا و مهندسی سریع، طراحی ربات‌های کشاورزی را متحول کند. با AGI، ربات‌های کشاورزی می‌توانند وظایف مختلف را بهینه کنند و ضایعات را به حداقل برسانند، و آنها را به یک فناوری امیدوارکننده برای کشاورزی دقیق تبدیل کنند.

توانایی AGI در درک زبان‌های طبیعی و استدلال می‌تواند تعامل بین انسان و روبات‌ها را تا حد زیادی بهبود بخشد و در نتیجه موانع فنی کشاورزان را برای استفاده از روبات‌های کشاورزی کاهش دهد. علاوه بر این، توانایی AGI برای درک تصاویر می‌تواند ربات‌ها را قادر سازد تا محیط اطراف خود را از طریق دید کامپیوتری، که شامل شناسایی خطرات احتمالی ایمنی می‌شود، بهتر درک کنند.

- تعامل انسان و ربات: AGI به طور قابل توجهی می تواند تعامل بین انسان و روبات را با اجازه دادن به کاربران برای کنترل ربات ها با استفاده از زبان طبیعی، به جای تایپ کردن دستورات، ساده کنید. این امر موانع استفاده را برای کسانی که پیشینه فن آوری ندارند کاهش می دهد و در هزینه آموزش اپراتورهای دارای گواهی صرفه جویی می کند.

- ایمنی ربات: توانایی AGI برای تشخیص خطرات ایمنی در زمان واقعی می تواند ایمنی روبات های کشاورزی را به طور قابل توجهی بهبود بخشد. به عنوان مثال، اگر یک ربات یک خطر ایمنی را تشخیص دهد، می تواند فوراً کار خود را متوقف کند یا به کشاورز هشدار دهد و از حوادث یا صدمات احتمالی جلوگیری کند. ربات ها همچنین می توانند پیشرفت کارهای کشاورزی را زیر نظر داشته باشند و در صورت عدم اجرای فرمان، آسیب احتمالی به گیاهان را شناسایی کنند. علاوه بر این، AGI می تواند به ربات ها کمک کند تا از تجربیات خود بیاموزند و عملکرد خود را در طول زمان بهبود بخشند و احتمال خطرات ایمنی آینده را کاهش دهند.
- همکاری انسان و ربات: AGI می تواند ربات ها را قادر سازد تا به طور مؤثرتری با انسان ها هماهنگ شوند. کارهای پیچیده مانند برداشت به عنوان مثال، یک ربات کمک برداشت، می‌تواند کمک مؤثرتر و پاسخگوتری به کارگر انسانی ارائه دهد که بتواند مقاصد کارگر را با تشخیص حرکات و زبان آنها درک کند و کارایی کلی برداشت را بهبود بخشد. علاوه بر این، ربات می تواند خطرات احتمالی را شناسایی کرده و از آسیب رساندن به کارگران انسانی جلوگیری کند.

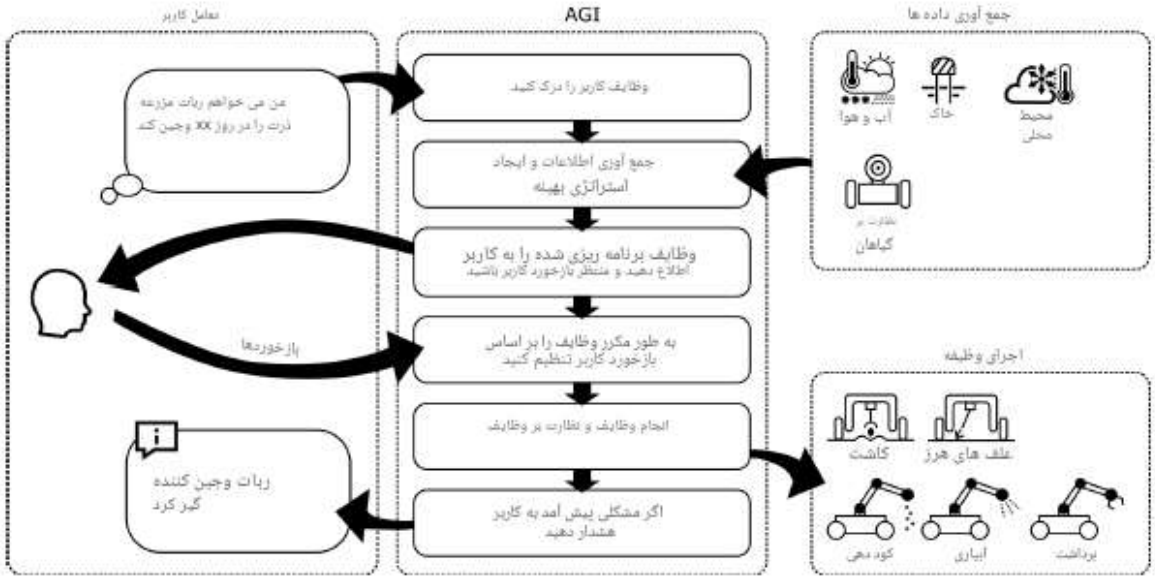
مزیتهای AGI

AGI چندین مزیت دارد، از جمله توانایی ادغام داده های تاریخی و بلادرنگ از منابع مختلف مانند داده های آب و هوا، محیط زیست، خاک و گیاهان. این می تواند به ربات ها کمک کند تا استراتژی های بهینه برای کارهای کشاورزی خاص را در زمان واقعی ایجاد کنند. کاربردهای AGI در کشاورزی بسیار زیاد است، از جمله افزایش کارایی وظایف زیر:

- کاشت: AGI می تواند برای کمک به ربات ها در کاشت محصولات استفاده شود. با ارائه داده‌های بلادرنگ در مورد کیفیت خاک، سطوح رطوبت و سایر عواملی که بر رشد بذر تأثیر می‌گذارند کارآمدتر باشد. با استفاده از این داده ها، ربات ها می توانند بذرها را در عمق و فاصله بهینه بکارند و عملکرد محصول را بهبود بخشند و ضایعات را کاهش دهند.
- علف های هرز: AGI می تواند به ربات ها کمک کند تا بین آنها تفاوت قائل شوند. علف های هرز و محصولات زراعی را از بین ببرید و علف های هرز را با استفاده از سمپاشی هدفمند، لیزر یا حذف مکانیکی بدون آسیب رساندن به محصولات از بین ببرید، که می تواند تا حد زیادی استفاده از علف کش ها و اثرات آنها را بر محیط زیست کاهش دهد.
- کود دهی: AGI می تواند برای تشخیص رشد گیاه استفاده شود. وضعیت و شناسایی گیاهانی که از سوء تغذیه رنج می برند. همراه با داده های مربوط به کیفیت خاک، ربات ها می توانند مقدار و زمان کودها را برای بهینه سازی محصول و کاهش ضایعات تنظیم کنند.
- برداشت: محصولات و تعیین زمان بهینه برداشت، ربات ها را قادر می سازد تا به طور انتخابی محصولات رسیده را برای اطمینان از کیفیت خوب برداشت کنند. AGI به ویژه برای فعال کردن ربات‌ها برای چیدن میوه برای محصولات خاصی مفید است که در حال حاضر فقط به صورت دستی قابل برداشت هستند. با استفاده

از AGI، روبات ها می توانند یاد بگیرند که ویژگی های خاص هر محصول را تشخیص دهند و استراتژی چیدن خود را بر این اساس برای بهبود کارایی برداشت تنظیم کنند.

- آبیاری: AGI می تواند از داده های آب و هوای آنلاین استفاده کند. منابع، داده‌های محیطی محلی و رطوبت خاک از دستگاه‌های اینترنت اشیا، و رشد گیاه از پایش محصول برای بهینه‌سازی برنامه‌های آبیاری. AGI می تواند به ربات ها کمک کند تا میزان آبیاری هر گیاه را دقیقاً کنترل کنند، هدر رفت آب را کاهش داده و عملکرد محصول را بهبود بخشد.
- جستجوی محصول: AGI می‌تواند به ربات‌ها برای نظارت بر آن کمک کند. رشد محصول و شناسایی مسائل بالقوه در مراحل اولیه. با تجزیه و تحلیل داده‌های محصول جمع‌آوری‌شده با استفاده از حسگرها و دوربین‌ها، AGI می‌تواند فعالیت‌های فیزیولوژیکی گیاهان منفرد را که اطلاعات مهمی برای تصمیم‌گیری برای سایر وظایف کشاورزی است، نظارت کند. AGI همچنین می تواند به ربات ها کمک کند تا مشکلاتی از این قبیل را شناسایی کنند



شکل ۳: سناریوهای آینده تعامل انسان با روبات های کشاورزی با کمک AGI برای انجام عملیات کشاورزی کارآمدتر.

به عنوان تنش آبی، کمبود مواد مغذی، هجوم آفات، و شیوع بیماری، کشاورزان را قادر می‌سازد تا اقدامات اصلاحی را قبل از تحت تأثیر قرار دادن محصول انجام دهند.

- Phenotype فنوتیپ کردن: AGI می تواند یک ابزار عالی برای نژاد گیاهان باشد.به سرعت صفات فنوتیپی را از حجم زیادی از داده های جمع آوری شده توسط روبات ها استخراج می کند. AGI می تواند برای سازماندهی خودکار داده ها، انجام تجزیه و تحلیل های آماری پایه، تجسم داده ها، و تولید گزارش ها استفاده شود و در زمان تولیدکنندگان در تهیه و تجزیه و تحلیل داده ها صرفه جویی شود.

۶. سایر موارد

AGI برای کشاورزی دقیق و فنومیک : داده های تولید شده از کشاورزی دقیق معمولاً به شکل داده های خام جمع آوری شده از حسگرهای مختلف مانند تصاویر، ابرهای نقطه ای، طیف ها و اندازه گیری های سری زمانی است. در مقابل، مدل‌های زبان بزرگ (LLM) به طور سنتی در حوزه متن عمل می‌کنند. بنابراین، استفاده از LLM ها به طور مستقیم در کشاورزی ممکن است به نظر می رسد، جفت ساده دو کلمه کلیدی باشد. که ممکن است منجر به شک و تردید اولیه در مورد سودمندی بالقوه LLM در حوزه کشاورزی شود.

با این حال، در عمل، بسیاری از پیشرفت‌ها در کشاورزی ناشی از آزمایش‌هایی است که مقادیر زیادی متا داده را تولید می‌کنند که اغلب به زبان طبیعی بیان می‌شوند. به عنوان مثال پاپوتسوگلو و همکاران تلاش می کند تا ساختار داده های فنومیک گیاهی را رسمی کند، اما پیچیدگی محض رویکرد آنها موانع را برای کاربران بالقوه و همچنین خطر اشتباهات را افزایش می دهد.

LLM ها پتانسیل خودکارسازی جزئی یا کامل: وظایفی مانند ساختاردهی ابرداده های بدون ساختار (شکل ٤) را دارند. به عبارتی تبدیل ابرداده ها از یک فرمت به دیگری، و علامت گذاری اشتباهات احتمالی در طول جمع آوری داده ها. وقتی LLM با فناوری تشخیص صدا مانند Whisper API همراه شود، حتی می‌تواند به پرورش دهندگان گیاهی که در این زمینه کار می‌کنند در جمع‌آوری اندازه‌گیری‌ها بدون انجام ورود داده‌های خسته‌کننده و مستعد خطا کمک کند. علاوه بر این، Bubeck و همکاران نشان می دهد که نسل بعدی LLM ها ابزارهای بسیار توانمندی برای تجسم داده ها خواهند بود و به طور بالقوه به دست آوردن بینش مفید از این داده های متنی را بسیار آسان تر می کنند. LLM ها همچنین این توانایی را دارند که جستجوی مقادیر زیادی از داده های متنی را بسیار مؤثرتر کنند. به طور کلی، LLM ها این پتانسیل را دارند که تا حد زیادی به محققان در جمع آوری بینش های مفید از مقادیر زیادی داده های فنوتیپی کمک کنند.

AGI برای دام دقیق: تولید طیور و تخم مرغ منابع پروتئینی ارزشمند و مقرون به صرفه ای را برای افزایش جمعیت جهان فراهم می کند. در دهه‌های گذشته، بازده تولید جوجه‌های گوشتی در ایالات متحده به دلیل نوآوری‌های مستمر در پرورش حیوانات، مدیریت تغذیه، کنترل محیط‌زیست و پیشگیری از بیماری‌ها دو برابر شده است. با این حال، بهبود کارایی تولید حیوانی و کیفیت محصول تحت منابع طبیعی محدود (مانند آب شیرین و زمین) چالش برانگیز است، بنابراین تولید دقیق برای پرداختن به این موضوع بسیار مهم است. یکی از وظایف کلیدی تولید دقیق طیور، نظارت بر رفتار حیوانات برای ارزیابی رفاه و سلامت است. استفاده از AGI مانند GPT-٤ برای تجزیه و تحلیل ویدئوها و تصاویر طیور نیاز به نوآوری در توسعه بینایی کامپیوتر یا سیستم بینایی ماشین دارد. ترانسفورماتور بینایی (VIT) به یکی از روش های نوظهور برای نظارت بر اطلاعات حیوانات و به عنوان یک ابزار پشتیبانی تصمیم در پرورش حیوانات دقیق تبدیل شده است.

شکل ٤: نسخه کنونی ChatGPT در تبدیل داده های متنی بدون ساختار به داده های ساخت یافته بسیار توانایی دارد.

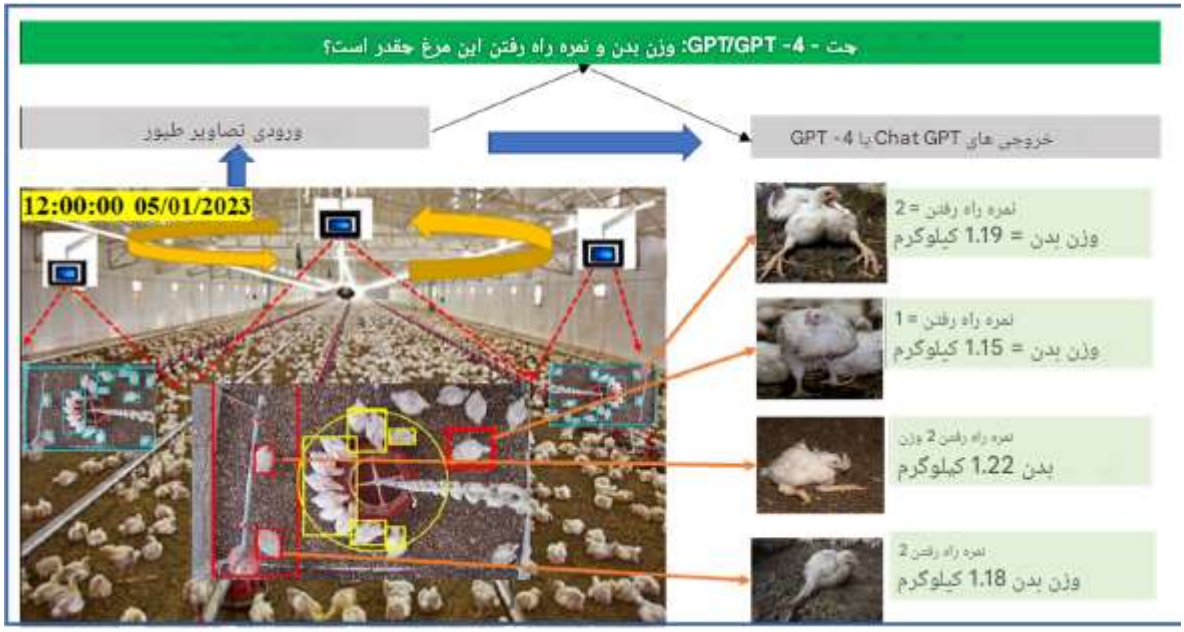
کارهای قبلی در طیور تجزیه و تحلیل رفاه عمدتاً بر روی استفاده از تکنیک‌های بینایی کامپیوتری مانند شبکه‌های عصبی کانولوشن (CNN) و الگوریتم‌های طبقه‌بندی تصویر برای تشخیص رفتارهای تغذیه، آشامیدن یا پیش‌پروری پرندگان متمرکز بود .

در سال‌های اخیر، روش‌های پیشرفته‌ای در ردیابی رفتارهای مشکل‌ساز جوجه‌ها مانند نوک زدن، تلفات، توزیع کف در جوجه‌های گوشتی و توزیع فضایی در مرغداری‌های بدون قفس گزارش شده است. با این حال، نظارت بر رفاه و تولید طیور با دید کامپیوتری به دلیل کمیاب بودن فیلم‌های آموزشی طیور، برچسب‌گذاری مسائل رفاهی مشکل‌ساز خاص مانند لنگش در جوجه‌های گوشتی و آسیب‌های نوک زدن در لایه‌ها، و تفسیر نتایج تجزیه و تحلیل به زبان قابل فهم برای مرغداران چالش برانگیز است. روش‌های قبلی برای پرورش طیور قابل اجرا نیستند زیرا تولیدکنندگان معمولاً دانشی از تجزیه و تحلیل داده‌ها با مدل‌های ML یا DL ندارند. ظهور ChatGPT یا GPT-٤ ظرفیت جدیدی را برای کشاورزان فراهم می کند زیرا آپلود یک ویدیو یا تصاویر مرغ در ChatGPT یا GPT-٤ به عنوان ورودی و انتظار خروجی ها (به عنوان مثال، رفتار یا رفاه خاص طیور) از ChatGPT پیچیده نیست. یا GPT-٤ به طور خودکار (شکل ٥ را ببینید).

AGI برای زیرساخت های کشاورزی: مدیریت زیرساخت و آموزش تاسیسات برای موفقیت و انعطاف پذیری در بخش کشاورزی امروزی اهمیت حیاتی دارد . پشتیبانی زیرساختی کافی، مانند پل‌ها، جاده‌ها، آبیاری، ذخیره‌سازی، فناوری اطلاعات و غیره می‌تواند بهره‌وری، قابلیت پردازش و ارزش‌های بازار را تا حد زیادی بهبود بخشد. به

دلیل نوسازی زیرساخت، پیچیدگی مدیریت و آموزش این زیرساخت به طور تصاعدی افزایش می‌یابد که رویکردهای سنتی را غیرممکن می‌سازد. در سال‌های اخیر، ما شاهد پتانسیل ابزارهای هوش مصنوعی و AGI برای پردازش و مدیریت کارآمد سیستم‌های پیچیده بوده‌ایم که می‌تواند به حوزه کشاورزی گسترش یابد . در این بخش، نقش AGI در مدیریت و آموزش زیرساخت های کشاورزی را خلاصه و پیش بینی می کنیم.

AGI برای مدیریت زیرساخت کارآمد: زیرساخت های قابل اعتماد یکی از عوامل کلیدی برای دامداران و کشاورزان برای گسترش عملیات و ارائه محصولات بهتر است. بدیهی است که چنین زیرساختی پتانسیل تبدیل و نوسازی کشاورزی و کشاورزی سنتی را به سیستم کشاورزی کارآمدتر، پایدارتر و پویاتر دارد.



شکل ۵: سیستم AI مولد برای ارزیابی خودکار وزن و رفاه طیور (نمره راه رفتن نشانگر توانایی راه رفتن است (۰. پاهای سالم. ۱، لنگش متوسط و ۲- لنگش شدید مشابه پرندگان مرده).

بخش مهمی از نظر رشد اقتصادی و توسعه و تولید پایدار مواد غذایی به طور خاص، مدیریت زیرساخت شامل جاده های کشاورزی، توسعه زمین و سایر زیرساخت های حمل و نقل می شود. آب و آبیاری، سیستم های اطلاعاتی، تجهیزات کشاورزی، ماشین آلات، زیرساخت های ساختمانی (برخی نمونه ها شامل گلخانه ها، انبارها، صنایع کوچک مرتبط با تولیدات کشاورزی، سیلوها، مخازن و غیره)، تولید انرژی برای کشاورزی، زیرساخت های سازمانی (تحقیقات کشاورزی، فناوری ترویج و آموزش، خدمات اطلاعات و ارتباطات، خدمات مالی، بازاریابی و غیره)، و سیستم‌های مدیریت پسماند کشاورزی و غیره.

با این حال، مدیریت این زیرساخت ها یک کار چالش برانگیز است. این امر مستلزم هماهنگی، تخصیص مناسب و از همه مهمتر بهره برداری کارآمد است. رویکردهای موجود بیشتر بر مداخله و زمان‌بندی انسانی تکیه می‌کنند

که نمی‌تواند با مقیاس پیچیدگی همگام شود. بنابراین، مدیریت زیرساخت آینده برای رفع این مشکل بر ابزارهای پیشرفته ML مانند AGI تکیه خواهد کرد. AGI می تواند وظایف مدیریت زیرساخت ابتکاری زیر را ارائه دهد.

تعمیر و نگهداری پیش بینی کننده: AGI می تواند برای تجزیه و تحلیل استفاده شود . داده‌های حسگرها و منابع دیگر برای پیش‌بینی اینکه چه زمانی اجزای زیرساختی مانند سیستم‌های آبیاری، ماشین‌آلات کشاورزی و تأسیسات ذخیره‌سازی احتمالاً به تعمیر و نگهداری یا تعمیر نیاز دارند. این می تواند به کشاورزان و مدیران زیرساخت کمک کند تا اقدامات پیشگیرانه را انجام دهند و خطر خرابی تجهیزات و خرابی را کاهش دهند.

بهینه سازی منابع: AGI می تواند به کشاورزان کمک کند دامداران استفاده از منابعی مانند آبیاری، کود و آفت کش ها با تجزیه و تحلیل داده ها از حسگرها و سایر منابع را بهینه می کنند. ، ابزارهای یادگیری ماشینی می توانند به کشاورزان کمک کنند تا زمان و میزان بهینه استفاده از منابع را تعیین کنند، ضایعات را کاهش دهند و کارایی را افزایش دهند. علاوه بر این، این ابزارها همچنین می توانند به طور موثر برای استفاده بهتر از نظر هزینه سرمایه یا ارزش های اشتراک زمانی هماهنگ شوند .

طراحی و برنامه ریزی زیرساخت: AGI می تواند برای تجزیه و تحلیل داده‌های حسگرهای آب و هوا، حسگرهای خاک و سایر منابع برای اطلاع‌رسانی در برنامه‌ریزی و طراحی زیرساخت‌های کشاورزی مانند سیستم‌های آبیاری، سیستم‌های زهکشی، تأسیسات ذخیره‌سازی و سایر حسگرها استفاده می‌شود. AGI می تواند به مدیران زیرساخت کمک کند تا طراحی زیرساخت را بهینه کنند و کارایی تسهیلات را بهبود بخشند. به عنوان یک مثال، زیرساخت مرغداری نشان داده شده در شکل ۵ می تواند توسط AGI به سمت مدیریت کارآمدتر تسریع شود. مرغداری مدرن مجهز به حسگرهای بینایی پیشرفته (مانند دوربین های RGB و مادون قرمز)، فن ها، دستگاه های نظارت بر کیفیت هوا و غیره است. با تجزیه و تحلیل داده ها و استخراج AGI، تعمیر و نگهداری دستگاه با دقت بیشتری انجام می شود، به طوری که زمان از کار افتادگی به حداقل می رسد. از سوی دیگر، AGI می‌تواند به بهینه‌سازی زمان و مکان جمع‌آوری داده از چه کسی، برای بهینه‌سازی بهتر منابع دستگاه کمک کند.

AGI برای آموزش و آموزش زیرساخت: AGI همچنین می تواند به توسعه ابزارهایی کمک کند که می توانند آموزش کشاورزی را تسهیل کنند. انواع مختلف تجهیزات دستگاه‌ها آموزش را بسیار چالش‌برانگیز، زمان‌بر و تعمیم آن سخت می‌سازد. اخیراً، توسعه AGI می تواند چنین چالش هایی را برطرف کند. به عنوان مثال، تکثیر ابزارهای یادگیری در آموزش و ارزیابی بازخورد آن بسیار مؤثر بوده است. در این خط از تحقیقات، انتظار داریم که ابزارهای نوآورانه ای را بر اساس اصل AGI ببینیم که می توانند در حلقه آموزش و آموزش زیرساخت ها مورد استفاده قرار گیرند.

AGI می تواند به آموزش و آموزش زیرساختی در جنبه های زیر کمک کند.

- آموزش و آموزش شخصی:AGI می تواند برای تجزیه و تحلیل داده‌های کارآموز و ارائه توصیه‌های آموزشی شخصی‌سازی شده استفاده می‌شود و به کارآموزان اجازه می‌دهد تا روی مناطقی که بیشترین نیاز به بهبود

را دارند تمرکز کنند. علاوه بر این، بسته به پیشینه کارآموز، می توان یک مسیر یادگیری سفارشی طراحی کرد که هدف آن کارایی یادگیری بهتر است.

- تجزیه و تحلیل پیش بینی و بازخورد: الگوریتم های AGI می توانند برای تجزیه و تحلیل داده های جلسات آموزشی برای شناسایی روندها و پیش بینی نتایج آموزشی استفاده شوند. این امر بسایر مهم است زیرا جلسات آموزشی بیشتر به سمت آنلاین حرکت می کند و بازخورد از دیدگاه مربی به راحتی قابل درک نیست. با ابزار تحلیلی پیشرفته ارائه شده توسط ML، می تواند به مربیان در بهینه سازی برنامه های آموزشی و بهبود اثربخشی آموزش کمک کند.
- یادگیری مستمر: از AGI می توان برای برنامه های یادگیری مستمر، ارائه آموزش و حمایت مداوم به کشاورزان و دامداران حتی پس از پایان برنامه آموزشی اولیه استفاده کرد . که بسیار مفید است . زیرا کشاورزان و دامداران می توانند بر اساس پیشرفت خود، توسعه تجهیزات جدید یا نوع کشاورزی خود، یادگیری مادام العمر دریافت کنند. در مقایسه با رویکردهای فعلی، این روش جدید بسیار مؤثر خواهد بود، به ویژه ترکیب یادگیری شخصی و بازخورد پیش‌بینی‌کننده.

۷. نتیجه گیری

AGI پتانسیل زیادی برای متحول کردن سیستم‌های کشاورزی و غذایی، از جمله کشاورزی دقیق برای محصولات کشاورزی و دام، پردازش تصویر کشاورزی، NLP برای درک و پاسخگویی به مشکلات کشاورزی، رباتیک کشاورزی، نمودار دانش کشاورزی و مواد غذایی، و زیرساخت‌های کشاورزی دارد. AGI می تواند به کشاورزان و متخصصان کشاورزی بینش ها و توصیه های ارزشمندی در مورد چگونگی بهبود بهره وری و پایداری آنها ارائه دهد و در عین حال به چالش های پیش روی صنعت مانند تغییرات آب و هوا، امنیت غذایی و توسعه روستایی نیز رسیدگی کند. AGI می‌تواند تأثیر قابل‌توجهی بر اتوماسیون مزرعه داشته باشد، جایی که ربات‌ها و پهپادهای مجهز به بینایی کامپیوتری پیشرفته و قابلیت‌های یادگیری ماشینی می‌توانند طیف وسیعی از وظایف، از کاشت و برداشت تا نظارت بر محصولات و دام‌ها را انجام دهند. AGI با توانایی خود در درک زبان طبیعی، تصاویر و تولید پاسخ‌های شبیه انسان و افزایش قابلیت‌های روباتیک، ابزاری نوآورانه برای پیشرفت کشاورزی و بهبود معیشت افراد درگیر در این بخش حیاتی است.

تهیه و تنظیم : مریم سماواتیان

مراجع

[۱] عباسی، ر.، مارتینز، پ.، احمد، ر.، ۲۰۲۲. دیجیتالی شدن صنعت کشاورزی – مروری بر ادبیات سیستماتیک در مورد کشاورزی ٤,٠. فناوری هوشمند کشاورزی، ۱۰۰۰٤۲.

[۲] Adke, S., Li, C., Rasheed, K.M., Maier, F.W., ۲۰۲۲. تحت نظارت و نظارت ضعیف یادگیری عمیق برای تقسیم بندی و شمارش غوزه های پنبه با استفاده از تصاویر نزدیک. حسگرها ۲۲.

[۳] Agarwal, O., Ge, H., Shakeri, S., Al-Rfou, R., ۲۰۲۱. تولید پیکره ترکیبی مبتنی بر نمودار دانش برای پیش آموزش مدل زبانی پیشرفته، در: مجموعه مقالات کنفرانس ۲۰۲۱ از بخش آمریکای شمالی انجمن زبان‌شناسی محاسباتی: فناوری‌های زبان انسانی، ص. ۳۵۵٤–۳۵٦۵.

[٤] Ahlers, D., ۲۰۱۳. Assessment of accuracy of geonames gazetteer data, in: مجموعه مقالات هفتمین کارگاه بازیابی اطلاعات جغرافیایی، صص ۷٤–۸۱.

[۵] Akiva, P., Dana, K., Oudemans, P., Mars, M., ۲۰۲۰. یافتن انواع توت ها: تقسیم بندی و شمارش کرن بری ها با استفاده از نظارت نقطه ای و پیشین های شکل. پیش چاپ :arXiv arXiv ۲۰۰٤,۰۸۵۰۱.

[٦] Alam, A., ۲۰۲۱. آیا روبات ها باید جایگزین معلمان شوند؟ بسیج هوش مصنوعی و تجزیه و تحلیل یادگیری در آموزش، در: کنفرانس بین المللی پیشرفت در محاسبات، ارتباطات و کنترل (ICAC۳)، ص ۱–۱۲.

[۷] الرشیدی، ای.، ۲۰۱۹. راه حل هوشمند کشاورزی پایدار (ssa) که زیربنای اینترنت اشیا (iot) و هوش مصنوعی (ai) است. :arXiv preprint arXiv ۱۹۰٦,۰۳۱۰٦.

[۸] Andrychowicz, M., Denil, M., Gomez, S., Hoffman, M.W., Píau, D., Schaul, T., Shillingford, B., De Freitas, N., ۲۰۱٦. یادگیری برای یادگیری با گرادیان نزول با نزول شیب. پیشرفت در سیستم های پردازش اطلاعات عصبی ۲۹.

[۹] Arumugam, K., Swathi, Y., Sanchez, D.T., Mustafa, M., Phoemchalard, C., Phasinam, K., Okoronkwo, E., ۲۰۲۲. به سوی کاربرد تکنیک های یادگیری ماشین در بخش کشاورزی و انرژی مواد امروزی: مجموعه مقالات ۵۱، ۲۲٦۰–۲۲٦۳.

[۱۰] Auer, S., Bizer, C., Kobilarov, G., Lehmann, J., Cyganiak, R., Ives, Z., ۲۰۰۷. Dbpedia: A Nucleus for a web of open data, in: The semantic وب، ص ۷۲۲–۷۳۵.

[۱۱] Auer, S., Lehmann, J., Hellmann, S., ۲۰۰۹. Linkedgeodata: افزودن بعد فضایی به وب داده ها، در: هشتمین کنفرانس بین المللی وب معنایی در وب معنایی–ISWC، ص ۷۳۱– ۷٤٦.

[۱۲] عیونی، س.، حجج، ف.، مده، م.، العتیبی، س.، ۲۰۲۱. یک رویکرد جدید مبتنی بر ml برای افزایش مشارکت دانش آموزان در محیط آنلاین. Plos one ,e۱٦۰۲۵۸۷۸۸.

[۱۳] Azadi, S., Fisher, M., Kim, V.G., Wang, Z., Shechtman, E., Darrell, T., ۲۰۱۸. ابزار چند محتوایی برای انتقال سبک فونت چند شات، در: مجموعه مقالات کنفرانس IEHE در بینایی کامپیوتر و تشخیص الگو، صفحات ۷۵۷۳-۷۵٦٤.

[۱٤] Bansal, T., Jha, R., McCallum, A., ۲۰۱۹. یادگیری یادگیری چند مرحله ای در بین وظایف مختلف طبقه بندی زبان طبیعی. پیش چاپ arXiv