

کاربرد هوش مصنوعی در پروژه‌های تونل‌سازی با استفاده از دستگاه‌های TBM و MTBM تحویلی نوین در مهندسی تونل

محمد کمال اردو^۱، وحید شیرگیر^{۲*}

۱- کارشناسی مهندسی معدن، قرارگاه سازندگی خاتم الانبیا، هلدینگ نیرو، موسسه فاطر

(ordoumohammad@yahoo.com)

۲- دکترای مهندسی ژئوتکنیک، دانشگاه خوارزمی (v.shirgir@gmail.com)

چکیده

صنعت تونل‌سازی مکانیزه با استفاده از دستگاه‌های حفار تمام‌مقطع (TBM) و دستگاه‌های دیگر مانند (MTBM) در آستانه یک تحول دیجیتالی بی‌سابقه قرار دارد. این تحول با ادغام فناوری‌های پیشرفته هوش مصنوعی (AI)، اینترنت اشیا (IoT) و دوقلوی دیجیتال (Digital Twin) محقق می‌شود. پروژه‌های تونل‌سازی مدرن با چالش‌های ذاتی پیچیده‌ای از جمله شرایط زمین‌شناسی غیرقطعی، ریسک‌های ایمنی بالا، هزینه‌های سرمایه‌ای عظیم و برنامه‌های زمان‌بندی فشرده مواجه هستند. این مقاله، با مروری نظام‌مند بر آخرین پیشرفت‌های پژوهشی و صنعتی، به تشریح عمیق کاربردهای هوش مصنوعی در تمامی فازهای چرخه حیات یک پروژه تونل‌سازی، از مطالعات مقدماتی تا بهره‌برداری، می‌پردازد. تمرکز اصلی بر توانمندسازی TBM و MTBM با قابلیت‌های شناختی پیشرفته برای درک، تحلیل و واکنش هوشمند به محیط عملیاتی پویا است. علاوه بر بررسی کاربردهای فعلی، این مقاله با ارائه چشم‌اندازی آینده‌نگر، ایده‌های نوینی را در زمینه سیستم‌های حفاری خودمختار، مدل‌سازی پیش‌بین پویا و یکپارچه‌سازی سایبر-فیزیکی مطرح می‌کند. هدف نهایی، ترسیم نقشه‌ای راهبردی برای مهندسان، مدیران پروژه و پژوهشگران جهت تسریع در گذار به عصری جدید از تونل‌سازی هوشمند، ایمن و کارآمد است. آینده متعلق به پروژه‌هایی است که در آنها، دستگاه حفار نه یک ماشین کور، بلکه یک "همکار زیرزمینی هوشمند" است. بنابراین، سرمایه‌گذاری در هوش مصنوعی برای تونل‌سازی، یک انتخاب نیست، بلکه یک ضرورت راهبردی برای ساخت زیرساخت‌های پایدار و مقاوم در قرن بیست و یکم است. این سفر دیجیتال آغاز شده است، و آنانی پیش‌تاز خواهند بود که امروز گام‌های استوارتری در این مسیر بردارند. در پایان این تحقیق فرآیند استفاده از هوش مصنوعی برای توسعه یک دستیار هوشمند اپراتور هدایت دستگاه حفاری بصورت یک روندنما، ارائه شده است.

کلمات کلیدی: هوش مصنوعی، اپراتور هدایت دستگاه حفاری، دستیار هوشمند

۱. مقدمه: ضرورت تحول هوشمند در تونل‌سازی مکانیزه

تونل‌سازی به عنوان ستون فقرات توسعه زیرساخت‌های حیاتی مدرن از شبکه‌های مترو و بزرگراه‌های زیرزمینی تا تونل‌های انتقال آب و اتصالات زیردریایی شناخته می‌شود. در این میان، فناوری حفاری مکانیزه با TBM* و MTBM† به دلیل مزایای چشمگیر در سرعت اجرا، کیفیت پایدار پوشش تونل، ایمنی بالاتر برای پرسنل و اختلال کمتر در محیط سطحی، به گزینه غالب برای پروژه‌های بزرگ و پیچیده تبدیل شده است. (Maidl et al., 2013) با این حال، ذات پویا و غیرقطعی محیط زمین‌شناسی باعث شده است فرآیند حفاری همواره با ریسک‌های قابل توجهی همراه باشد. مواجهه ناگهانی با شرایط زمینی پیش‌بین نشده (مانند گسل‌ها، حفره‌های کارستی، یا جریان‌های آب زیرزمینی با فشار بالا) می‌تواند منجر به توقف‌های طولانی‌مدت، افزایش هزینه‌های نجومی و حتی حوادث فاجعه‌بار شود. (Shirlaw, 2016) مدیریت این عدم قطعیت‌ها با روش‌های سنتی متکی بر تجربه اپراتور و تفسیر دوره‌ای داده‌های محدود، دیگر پاسخگوی نیاز پروژه‌های عظیم امروزی نیست.

در این میان، انقلاب چهارم صنعتی و ظهور فناوری‌های دیجیتالی پیشرفته، پنجره‌ای از فرصت‌ها را گشوده است. هوش مصنوعی به عنوان مجموعه‌ای از الگوریتم‌ها و سامانه‌هایی که قادر به انجام وظایفی هستند که معمولاً نیاز به هوش انسانی دارند (مانند ادراک، استدلال، یادگیری و تصمیم‌گیری)، پتانسیل تبدیل داده‌های خام حاصل از دهها حسگر نصب‌شده بر روی TBM و محیط اطراف آن را به "بینش عملی" بلادرنگ دارد. (Zhang et al., 2022) این انتقال از یک فرآیند واکنشی به یک فرآیند پیش‌کنشی و تطبیقی، قلب تحول در تونل‌سازی مدرن است. هدف این مقاله، ارائه تحلیل عمیق و ساختاریافته از این تحول، با جزئیات فنی کافی برای مخاطبان آکادمیک و صنعتی است.

۲. دستگاه‌های حفار تمام‌مقطع (TBM): یک بستر فیزیکی برای یکپارچه‌سازی دیجیتال

درک قابلیت‌های ذاتی TBM و MTBM برای درک عمق تأثیر هوش مصنوعی ضروری است. یک TBM معمولی یک کارخانه عظیم زیرزمینی متحرک است که وظایف حفاری، حمل مواد حفاری، نصب قطعات پیش‌ساخته پوشش تونل (segments) و پشتیبانی موقت را به طور همزمان انجام می‌دهد. عملکرد آن توسط پارامترهای عملیاتی کلیدی مانند نرخ نفوذ (Penetration Rate)، سرعت چرخش کله‌حفار (Cutter head Rotation Speed)، گشتاور (Torque)، فشار جلوبرنده (Thrust Force) و فشار محفظه کاری (Chamber Pressure) کنترل می‌شود. (Maidl et al., 2013) تنظیم بهینه این پارامترها به صورت دستی، مستلزم تجربه بالا و اغلب منجر به عملکرد با بهینه‌سازی کمتر می‌شود.

* Tunnel Boring Machine

† Micro Tunnel Boring Machine

برخی TBM ها نسخه‌های تکامل یافته‌تری هستند که برای تطبیق با شرایط زمین‌شناسی متنوع در طول یک مسیر تونل طراحی شده‌اند. برای مثال ممکن است قابلیت تعویض حالت عملکرد از حالت فشار زمین (EPB*) برای خاک‌های نرم و رسی به حالت حالت سنگ سخت (Single Shield†) را داشته باشد. این پیچیدگی اضافی، مدیریت و بهینه‌سازی فرآیند را چالش برانگیزتر می‌کند و نیاز به سیستم‌های کنترل هوشمندتر را پررنگ می‌سازد. (Babendererde et al., 2018)

در هر دو حالت، این ماشین‌آلات امروزی می‌توانند مجهز به شبکه‌های گسترده‌ای از حسگرهای IoT شوند که داده‌های مربوط به وضعیت ماشین (ارتعاش، دما، فشار هیدرولیک) و تعامل آن با زمین (صدای حفاری، مقاومت) را با فرکانس بالا جمع‌آوری می‌کنند. این مخزن داده، ورودی خام و حیاتی برای الگوریتم‌های هوش مصنوعی فراهم می‌کند.

۳. چارچوب مفهومی برای استقرار هوش مصنوعی در تونل‌سازی

پیاده‌سازی موفق هوش مصنوعی نیازمند یک چارچوب سیستماتیک است (Liu et al., 2023) که سه لایه اصلی را در بر می‌گیرد:

۱- **لایه ادراک و جمع‌آوری داده:** این لایه پایه شامل تمامی حسگرهای فیزیکی (لرزه‌نگاری، اینسرومتری، فشارسنج، دوربین)، سیستم‌های موقعیت‌یابی و حتی داده‌های خارجی مانند گزارش‌های زمین‌شناسی و تصاویر ماهواره‌ای است. یکپارچه‌سازی و استانداردسازی داده‌های ناهمگن از این منابع مختلف، اولین گام حیاتی است.

۲- **لایه پردازش، تحلیل و مدل‌سازی:** این لایه مغز عملیات است. در اینجا، تکنیک‌های مختلف هوش مصنوعی به کار گرفته می‌شوند:

یادگیری ماشین کلاسیک (ML[‡]): یکی از اصلی‌ترین و مهم‌ترین شاخه‌های هوش مصنوعی که در آن الگوریتم‌ها و مدل‌ها به جای دنبال کردن دستورالعمل‌های صریح برنامه‌نویسی، از طریق داده‌ها آموزش می‌بینند تا بتوانند الگوها را شناسایی کنند، پیش‌بینی انجام دهند یا تصمیم‌گیری کنند. در این زمینه الگوریتم‌هایی مانند رگرسیون، درخت تصمیم، جنگل تصادفی (Random Forest) و ماشین بردار پشتیبان (SVM[§]) برای مدل‌سازی روابط بین پارامترهای عملیاتی و نتایج (مانند نرخ سایش کاتر) مورد استفاده قرار می‌گیرد.

یادگیری عمیق (DL^{**}): یادگیری عمیق، یک زیرشاخه تخصصی و پیشرفته از یادگیری ماشین (ML) است که از شبکه‌های عصبی مصنوعی با چندین لایه پیاپی (به همین دلیل "عمیق" نامیده می‌شود) برای استخراج خودکار و سلسله‌مراتبی الگوها و ویژگی‌های پیچیده از داده‌ها استفاده می‌کند.

در این زمینه شبکه‌های عصبی کانولوشنی (CNNs) برای تحلیل تصاویر و داده‌های مبتنی بر سیگنال (مانند داده‌های لرزش)، و شبکه‌های عصبی بازگشتی (RNNs/LSTMs) برای تحلیل سری‌های زمانی داده‌های حفاری می‌تواند مفید واقع گردد.

* Earth Pressure Balance Shield

† Single Shield TBM

‡ Machine Learning

§ Support Vector Machine

** Deep Learning

یادگیری تقویتی (*RL): یادگیری تقویتی یک پارادایم متفاوت و قدرتمند از یادگیری ماشین است که در آن یک عامل (Agent) یاد می‌گیرد چگونه با محیط (Environment) از طریق تعامل آزمون و خطا ارتباط برقرار کند تا یک هدف بلندمدت (مانند بیشینه کردن پاداش تجمعی) را به دست آورد. عامل با انجام اقدامات (Actions) و دریافت بازخورد (Feedback) به شکل پاداش (Reward) یا جریمه (Penalty) از محیط، رفتار خود را اصلاح می‌کند. این بینش برای آموزش عامل‌های هوشمند جهت یافتن استراتژی‌های بهینه کنترل در یک محیط شبیه‌سازی شده بسیار موثر است.

۳- **لایه تصمیم‌گیری و اجرا:** خروجی مدل‌های هوش مصنوعی در این لایه به فرمت‌های عملیاتی برای کاربران انسانی (مانند داشبوردهای بصری، هشدارها) یا دستورات مستقیم به سیستم‌های کنترل خودکار (کنترل حلقه بسته) تبدیل می‌شود. ایجاد یک حلقه بازخورد برای بهبود مستمر مدل‌ها ضروری است.

۴. کاربردهای جزئی و عمیق هوش مصنوعی در مراحل مختلف پروژه

۴-۱ فاز مطالعاتی، طراحی و برنامه‌ریزی: کاهش عدم قطعیت از پیش

- پیش‌بینی زمین‌شناسی با وضوح بالا: روش‌های سنتی مانند گمانه‌های اکتشافی گران‌قیمت بوده و اطلاعاتی نقطه‌ای و گسسته ارائه می‌دهند. هوش مصنوعی امکان درون‌یابی و برون‌یابی هوشمند را فراهم می‌کند. با آموزش مدل‌های یادگیری ماشین بر روی داده‌های ترکیبی از گمانه‌ها، بررسی‌های ژئوفیزیک (مقاومت‌سنجی، لرزه‌نگاری انعکاسی)، تصاویر ماهواره‌ای (برای شناسایی ساختارهای خطی سطحی) و داده‌های پروژه‌های مشابه تاریخی، می‌توان مدل سه‌بعدی پیوسته و پویایی از زمین ایجاد کرد که احتمال وجود ناپیوستگی‌ها، سفره‌های آب زیرزمینی و تغییرات در کیفیت سنگ را با احتمال مشخص پیش‌بینی می‌کند (Mahmoodzadeh et al., 2021). این رویکرد، "مدل زمین‌شناسی مهندسی پیش‌بین" نامیده می‌شود.

- طراحی بهینه مسیر تونل با الگوریتم‌های تکاملی:** انتخاب مسیر تونل یک مسأله بهینه‌سازی چندهدفه پیچیده است که باید فاکتورهایی مانند طول کل (هزینه)، خطرات زمین‌شناسی (ایمنی)، عمق (تأثیر بر سازه‌های موجود)، و مسائل محیط زیستی را همزمان در نظر بگیرد. الگوریتم‌های ژنتیک (GA[†]) (الگوریتم ژنتیک یک تکنیک بهینه‌سازی و جستجوی فراابتکاری است که از اصول تکامل طبیعی و ژنتیک داروینی (انتخاب طبیعی، بقای اصلح) الهام گرفته شده است. این الگوریتم برای یافتن راه‌حل‌های بهینه یا نزدیک به بهینه برای مسائل پیچیده و چندوجهی به کار می‌رود.) و بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO[‡]) می‌توانند فضای طراحی وسیع را جست‌وجو کرده و مجموعه‌ای از راه‌حل‌های بهینه پارتو (Pareto optimal) ارائه دهند که مبادلات بین اهداف مختلف را به وضوح نشان می‌دهد. (Shang et al., 2022)

* Reinforcement Learning

† Genetic Algorithm

‡ Particle Swarm Optimization

- شبیه‌سازی دیجیتال جامع (Digital Twin) از مرحله طراحی: پیش از حفاری، یک دوقلوی دیجیتال دقیق از TBM، سیستم‌های پشتیبانی و مدل زمین‌شناسی ساخته می‌شود. این مدل مجازی نه تنها برای تجسم، بلکه برای اجرای شبیه‌سازی‌های مونت کارلو از سناریوهای مختلف ریسک (مانند برخورد با گسل) و تست استراتژی‌های واکنش استفاده می‌شود. این کار به تیم پروژه اجازه می‌دهد طرح‌های کاهش ریسک (Mitigation Plans) (به مجموعه‌ای از اقدامات از پیش تعریف‌شده، ساختاریافته و مستند گفته می‌شود که با هدف کاهش احتمال وقوع یک خطر (تهدید یا آسیب‌پذیری) و/یا کاهش شدت پیامدهای آن در صورت وقوع، طراحی و اجرا می‌شوند. این طرح‌ها بخش کلیدی مدیریت ریسک هستند.) و اقدامات کنترلی لازم را پیش از وقوع حادثه توسعه، ارزیابی و بهینه کنند. این رویکرد پیش‌گیرانه امکان پاسخ سریع‌تر و مؤثرتر به شرایط اضطراری را فراهم می‌سازد. جدول ۱ مقایسه‌ای لایه‌های هوش مصنوعی در تونل‌سازی را ارائه می‌دهد.

جدول ۱ مقایسه‌ای لایه‌های هوش مصنوعی در تونل‌سازی

ورودی‌ها	لایه	تکنیک‌های AI	خروجی‌ها
حسگرهای TBM، داده‌های ژئوفیزیک، تصاویر ماهواره‌ای	ادراک و جمع‌آوری داده	استانداردسازی و یکپارچه‌سازی داده	پایگاه داده یکپارچه
داده‌های حسگر و زمین‌شناسی	پردازش و مدل‌سازی	ML (SVM), DL, (CNN,RNN), RL, رگرسیون	مدل‌های پیش‌بین و تطبیقی
نتایج مدل‌ها	تصمیم‌گیری و اجرا	داشبوردهای بصری، کنترل خودکار	تنظیم پارامترها، هشدارها

۴-۲ فاز اجرا و حفاری: پیش به سوی عملیات خودکار و تطبیقی

- بهینه‌سازی بلادرنج پارامترهای حفاری (ROP* Optimization): تنظیم پارامترهایی مانند فشار پیشروی و سرعت چرخش برای حداکثر کردن نرخ نفوذ (ROP) در عین حداقل کردن مصرف انرژی و سایش کاتر، یک هنر و مهارت است. سیستم‌های هوش مصنوعی با تحلیل الگوهای داده‌های لحظه‌ای و تطبیق آن با مدل زمین‌شناسی پیش‌بین، می‌توانند پیشنهادات تنظیم بهینه را به اپراتور ارائه یا مستقیماً در حلقه کنترل خودکار اجرا کنند. برای مثال، مدل‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی تطبیقی می‌توانند رابطه غیرخطی بین پارامترهای عملیاتی و ROP را در شرایط زمینی مختلف یاد بگیرند و آن را بهینه کنند. (Gao et al., 2022)

* Rate of Penetration

- پیش‌بینی سایش کله‌حفار و نگهداشت پیش‌بینانه: سایش غیرمنتظره دیسک‌های برش (Cutters) دلیل اصلی توقف‌های پرهزینه است. هوش مصنوعی با تحلیل سیگنال‌های آکوستیک منتشرشده (AE) و ارتعاشات در حین حفاری، می‌تواند الگوهای مرتبط با سایش مختلف (سایش یکنواخت، شکست ناگهانی) را شناسایی کند. با ترکیب این داده‌ها با پارامترهای ماشین و ویژگی‌های سنگ (مانند مقاومت فشاری تک‌محوری پیش‌بینی شده)، مدل‌های ML می‌توانند زمان باقی‌مانده تا تعویض (RUL) هر کاتر را تخمین بزنند. این امکان برنامه‌ریزی تعمیرات در پنجره‌های از پیش تعیین‌شده و کاهش زمان توقف پروژه را فراهم می‌آورد. (Sun et al., 2021)
- تشخیص هوشمند آنومالی و پیش‌آگاهی: یکی از حیاتی‌ترین کاربردها، تشخیص زودهنگام شرایط خطرناک است. مدل‌های یادگیری بدون نظارت (Unsupervised Learning) مانند خوشه‌بندی (Clustering) یا الگوریتم‌های تشخیص ناهنجاری (Anomaly Detection) بر روی جریان داده‌های عادی آموزش می‌بینند. هرگونه انحراف عمده از الگوی عادی (مانند کاهش ناگهانی فشار محفظه در TBM های EPB که می‌تواند نشانه نشست باشد، یا افزایش غیرمنتظره گشتاور که ممکن است نشانه برخورد با مانع باشد) به صورت بلادرنگ هشدار داده می‌شود. (Zhang et al., 2022)
- کنترل هوشمند سیستم پشتیبانی و پایداری تونل: در TBM های مدل EPB یا Slurry، حفظ فشار متعادل در محفظه کاری برای جلوگیری از نشست سطح زمین یا فروریز موضعی حیاتی است. سیستم‌های کنترل مبتنی بر منطق فازی (Fuzzy Logic) یا کنترل‌کننده‌های عصبی-فازی تطبیقی (*ANFIS) می‌توانند با در نظر گرفتن ورودی‌های پیچیده (نرخ حفاری، ویژگی‌های خاک، داده‌های پایش سطح)، فشار بهینه را محاسبه و سیستم‌های تزریق دوغاب یا کنترل جریان را به طور خودکار تنظیم کنند. شکل ۱ نمایی شماتیک از یک اپراتور هدایت دستگاه حفار را نمایش می‌دهد که در حال هدایت ماشین با کمک هوش مصنوعی است.



شکل ۱ نمایی شماتیک از یک اپراتور هدایت دستگاه حفار که در حال هدایت ماشین با کمک هوش مصنوعی است.

* Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

۳-۴ فاز لجستیک، مدیریت و پایش

- **زنجیره تأمین هوشمند و مدیریت دارایی:** پروژه‌های تونل‌سازی به جریان پیوسته مصالح (قطعات پوشش، دوغاب، مصالح پرکننده) وابسته هستند. مدل‌های پیش‌بینی سری‌های زمانی (مانند Prophet یا LSTM*) با تحلیل پیشرفت کار، می‌توانند تقاضای آینده را پیش‌بینی و سفارشات را بهینه کنند و از انباشت یا کمبود مصالح جلوگیری نمایند (Zhou et al., 2020).
- **مدیریت پروژه پیش‌بین با تحلیل پیشرفت:** هوش مصنوعی می‌تواند با مقایسه پیشرفت واقعی (نرخ حفاری روزانه) با برنامه و در نظر گرفتن تأخیرهای ناشی از شرایط زمین (که توسط مدل شناسایی شده) تخمین زمان تکمیل (ETC[†]) تخمین زمان تکمیل پیش‌بینی مدت زمانی است که تا پایان یک کار، فرآیند یا پروژه باقی مانده است. این تخمین بر اساس وضعیت فعلی، پیشرفت انجام‌شده و نرخ پیش‌بینی‌شده کار در آینده محاسبه می‌شود. را به طور پویا به‌روز کند و مسیرهای بحرانی جدید را شناسایی نماید. شکل ۲ نمایی شماتیک از یک مدیر پروژه که در حال بررسی وضعیت پیشرفت پروژه با کمک هوش مصنوعی است را نمایش می‌دهد.
- **پایش ایمنی کارگران با بینایی کامپیوتر:** دوربین‌های نصب‌شده در کارگاه جلوی TBM و در امتداد تونل، با الگوریتم‌های پردازش تصویر می‌توانند به طور خودکار استفاده از تجهیزات حفاظت فردی (مانند کلاه، عینک، چکمه) را بررسی کنند، مناطق ممنوعه را تحت نظر قرار دهند و حضور افراد را در شرایط اضطراری را پایش کنند (Park et al., 2022).
- **پایش محیط زیست و سازه‌های مجاور:** داده‌های رادار ماهواره‌ای (InSAR[‡]) برای پایش نشست سطح زمین، با مدل‌های یادگیری ماشین ترکیب می‌شوند تا نه تنها نشست را اندازه‌گیری، بلکه ارتباط آن با پارامترهای حفاری (فشار، حجم دوغاب تزریقی) را مدل‌سازی و پیش‌بینی کنند. این امکان تعدیل بلادرنگ عملیات برای محافظت از ساختمان‌های حساس را فراهم می‌آورد. جدول ۲ کاربردهای AI در مراحل اجرای پروژه حفاری تونل را ارائه می‌دهد.

جدول ۲ کاربردهای AI در مراحل اجرای پروژه حفاری تونل

فاز پروژه	کاربرد AI	نمونه تکنیک‌ها	دستاوردها
مطالعاتی و طراحی	پیش‌بینی زمین‌شناسی، طراحی مسیر	ML، الگوریتم‌های تکاملی	کاهش عدم قطعیت
اجرا و حفاری	بهینه‌سازی ROP، پیش‌بینی سایش	شبکه‌های عصبی، AE Analysis	افزایش بهره‌وری، کاهش توقف
لجستیک و مدیریت	مدیریت زنجیره تأمین، پایش ایمنی	LSTM، بینایی ماشین	کاهش هزینه، افزایش ایمنی
پایش محیطی	کنترل نشست و اثرات زیست‌محیطی	ML + InSAR	حفاظت از سازه‌های مجاور

* Long Short-Term Memory

† Estimated Time of Completion

‡ Interferometry Synthetic Aperture Radar



شکل ۲ نمایشی شماتیک از یک مدیر پروژه که در حال بررسی وضعیت پیشرفت پروژه با کمک هوش مصنوعی است.

۵. ایده‌های پیشرفته و نوظهور برای آینده تونل‌سازی هوشمند

۵-۱ توسعه TBM خودمختار سطح ۴ یا ۵ (طبق استانداردهای خودران)

ایده‌پردازی برای TBM هایی که می‌توانند کل عملیات چرخه حفاری را با نظارت حداقلی انسان انجام دهند. این امر نیازمند ترکیبی پیشرفته از:

- ادراک چندحسی: ادغام داده‌های لیدار (LiDAR*) (یک روش سنجش از دور فعال است که با تاباندن پالس‌های لیزر به سمت یک هدف و اندازه‌گیری زمان بازگشت آن پالس‌ها، فاصله را با دقت بسیار بالا محاسبه می‌کند. با اسکن کردن منطقه، میلیون‌ها نقطه اندازه‌گیری می‌شود و یک ابر نقطه‌ای (Point Cloud) سه‌بعدی و متراکم از محیط ایجاد می‌گردد.) و تصاویر چند وجهی از جبهه کار برای ایجاد مدل سه‌بعدی بلادرنگ و شناسایی بلوک‌های سنگ ناپایدار ارائه می‌کند.
- برنامه‌ریزی حرکتی و تصمیم‌گیری: استفاده از یادگیری تقویتی عمیق (Deep RL[†]) در محیط‌های شبیه‌سازی شده پیچیده برای آموزش عامل هوشمند در انتخاب استراتژی حفاری، مدیریت سایش کاتر و واکنش به پیش‌آگاهی‌های سیستم مفید خواهد بود.

۵-۲ دوقلوی دیجیتال شناختی (Cognitive Digital Twin)

ایده دوقلوی دیجیتال (Digital Twin) در سال‌های اخیر به عنوان یک کپی مجازی دقیق از یک جسم، فرآیند یا سیستم فیزیکی معرفی شده است که از طریق داده‌های بلادرنگ به‌روز می‌شود. اما دوقلوی دیجیتال شناختی یک گام فراتر رفته و این مفهوم را با قابلیت‌های هوش مصنوعی شناختی ترکیب می‌کند تا موجودی خلق شود که نه تنها وضعیت را منعکس

* Light Detection and Ranging

† Deep Reinforcement Learning

می‌کند، بلکه قادر به درک، استدلال، یادگیری و تصمیم‌گیری پیش‌گیرانه است. مدل‌های مرسوم Digital Twin در مهندسی، عمدتاً منفعل و توصیفی هستند. آنها داده‌های حسگرهای TBM (مانند فشار، گشتاور، دما) و پایش محیط (مانند نشست) را دریافت کرده و یک نمایش بصری (Visualization) ارائه می‌دهند. تحلیل این داده‌ها و اتخاذ تصمیم‌های استراتژیک همچنان بر عهده مهندسان و اپراتورهای انسانی است. این سیستم‌ها در پاسخ به سؤال "چه اتفاقی در حال رخ دادن است؟" خوب عمل می‌کنند، اما در پاسخ به سؤالات حیاتی‌تر مانند "چرا این اتفاق دارد می‌افتد؟"، "چه اتفاقی ممکن است در آینده رخ دهد؟" و "بهترین اقدام بعدی چیست؟" محدودیت دارند.

۵-۳ سیستم یکپارچه زمین‌شناسی-ماشین (Integrated Geo-Machine System)

ایجاد یک حلقه کاملاً بسته که در آن پیش‌بینی مدل زمین‌شناسی بلندرنج به‌روز شده، مستقیماً پارامترهای TBM را تنظیم می‌کند، و عملکرد TBM به نوبه‌خورد برای تصحیح و بهبود مدل زمین‌شناسی استفاده می‌شود. این سیستم "خود-یادگیر" دقت خود را در طول حفاری به طور پیوسته افزایش می‌دهد.

۵-۴ بهینه‌سازی پایداری و مصرف انرژی با AI

توسعه مدل‌های هوش مصنوعی که به طور همزمان به دنبال کمینه‌کردن ردپای کربن پروژه هستند. این مدل‌ها می‌توانند مصرف انرژی TBM را با تنظیم پارامترها بهینه کنند، طرح اختلاط دوغاب را برای کاهش مصرف سیمان پیشنهاد دهند و یا مسیر تونل را برای کمینه‌کردن حجم حفاری و دفع مواد تنظیم نمایند.

۶. چالش‌های کلیدی و راهکارهای پیشنهادی

۱. کیفیت داده و مسئله "دروازه‌ی خاکستری (Grey Shaft)": داده‌های تاریخی اغلب ناقص، ناسازگار و فاقد برچسب دقیق هستند. سرمایه‌گذاری بر استانداردسازی جمع‌آوری داده از ابتدای پروژه، استفاده از تکنیک‌های یادگیری نیمه‌نظارتی (Semi-supervised Learning) و ایجاد پایگاه‌های داده مشترک صنعتی-دانشگاهی در این زمینه می‌تواند بسیار موثر و راهگشا باشد.
۲. امنیت سایبری: اتکای بیشتر به سیستم‌های دیجیتال، پروژه را در برابر حملات سایبری آسیب‌پذیر می‌کند. طراحی معماری امن از پایه (Security by Design)، استفاده از بلاک‌چین برای ثبت غیرقابل تغییر داده‌های حیاتی و حسابرسی، و ایجاد سیستم‌های تشخیص نفوذ مبتنی بر هوش مصنوعی در این زمینه باعث بهبود شرایط می‌گردد.
۳. پذیرش و مهارت‌های نیروی انسانی: مقاومت در برابر تغییر و کمبود متخصصان دو رشته‌ای (تونل‌سازی و هوش مصنوعی) یکی از خلاءهایی است که در حال حاضر با آن روبرو هستیم. اجرای برنامه‌های آموزشی تدریجی برای تکنسین‌ها و

مهندسان، طراحی واسطه‌های کاربری (UI*) شهودی و بصری برای سیستم‌های AI و تعریف نقش‌های جدید مانند "مهندس داده تونل" می‌تواند در نیل به اهداف در این حوزه مفید باشد.

۴. پیچیدگی محاسباتی و نیاز به Edge Computing: برخی مدل‌های پیچیده DL به قدرت پردازشی بالا نیاز دارند. استفاده از محاسبات لبه (Edge Computing) برای پردازش داده‌های حیاتی و با تاخیر کم روی خود TBM، و ارسال داده‌های خلاصه‌شده به فضای ابری برای تحلیل‌های عمیق‌تر. وقتی مدل‌های هوش مصنوعی در تونل‌سازی خیلی پیچیده و سنگین می‌شوند، به قدرت کامپیوتری زیادی نیاز دارند که پردازش همه چیز در فضای ابری را کند می‌کند. راه‌حل این است که یک کامپیوتر کوچک و قدرتمند را مستقیماً روی خود دستگاه حفار (TBM) نصب کنیم. این کامپیوتر کوچک، داده‌های حیاتی و فوری مثل علائم خطر ناگهانی یا تنظیمات فوری کنترل ماشین را در کسری از ثانیه، در خود تونل پردازش می‌کند تا تأخیری رخ ندهد. همزمان، این کامپیوتر فقط خلاصه‌ای از داده‌ها یا اطلاعات پیچیده‌تری که نیاز به تحلیل عمیق دارند (مثل پیش‌بینی سایش قطعات در بلندمدت) را برای پردازش قوی‌تر و ذخیره‌سازی، به سرورهای ابری در خارج از تونل می‌فرستد. به این روش ترکیبی (محاسبات لبه-ابری) گفته می‌شود، که هم سرعت عملیات فوری را حفظ می‌کند و هم از قدرت پردازشی بالا برای تحلیل‌های پیشرفته بهره می‌برد. جدول ۳ راهکارهای پیشنهادی برای حل چالش‌ها و مشکلات استفاده از هوش مصنوعی را بصورت خلاصه شده بیان می‌کند.

جدول ۳ راهکارهای پیشنهادی برای حل چالش‌ها و مشکلات برای استفاده از هوش مصنوعی

چالش	توضیح	راهکار AI
کیفیت داده	داده‌های ناقص و ناسازگار	یادگیری نیمه‌نظارتی، پایگاه داده مشترک
امنیت سایبری	آسیب‌پذیری در برابر حملات	Block chain، سیستم‌های تشخیص نفوذ
پذیرش نیروی انسانی	مقاومت در برابر تغییرات	آموزش تدریجی، UI شهودی
پیچیدگی محاسباتی	نیاز به قدرت پردازش بالا	Edge Computing + Cloud Hybrid

۷. مطالعات موردی: کاربردهای واقعی هوش مصنوعی در تونل‌سازی

در سال‌های اخیر، پروژه‌های متعددی در نقاط مختلف جهان نشان داده‌اند که ادغام هوش مصنوعی در فرآیندهای تونل‌سازی نه تنها امکان‌پذیر است، بلکه دستاوردهای چشمگیری در زمینه کاهش ریسک، افزایش بهره‌وری و ارتقای ایمنی به همراه دارد. این مطالعات موردی، نمونه‌هایی از پروژه‌های واقعی هستند که می‌توانند به‌عنوان شواهد عملی برای چشم‌انداز آینده‌ی تونل‌سازی هوشمند مطرح شوند:

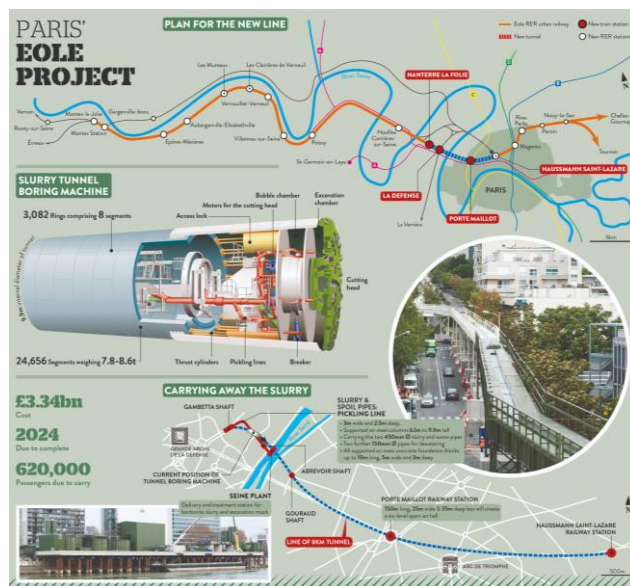
* User Interface

- ✓ متروی شانگهای (چین): استفاده از الگوریتم‌های یادگیری ماشین برای پیش‌بینی شرایط زمین و بهینه‌سازی پارامترهای TBM، منجر به کاهش توقف‌های ناگهانی و افزایش سرعت حفاری شد (Zhang et al., 2022).
- ✓ تونل گوتارد (سوئیس): سیستم‌های پایش هوشمند مبتنی بر AI و IoT برای کنترل لرزش و نشست، ایمنی سازه را افزایش داده و ریسک حوادث را کاهش داد (Swiss Federal Railways).
- ✓ پروژه Crossrail لندن (بریتانیا): دوقلوی دیجیتال و تحلیل داده‌های حفاری با AI توانستند تاخیرها را پیش‌بینی کرده و مدیریت لجستیک پروژه را بهینه کنند (Crossrail Project Reports).
- ✓ پروژه اشکول (Shafdan) در سرزمین‌های اشغالی توسط رژیم صهیونی: این پروژه بزرگترین پروژه فاضلاب در سرزمین‌های اشغالی است. از یک سیستم پیش‌بینی کننده هوشمند برای مدیریت پارامترهای حفاری (مانند فشار سیلندر، سرعت چرخش کاترهد) استفاده کرد. هوش مصنوعی با تحلیل داده‌های بلادرنگ از سنسورهای TBM، به اپراتورها توصیه می‌کرد که چگونه پارامترها را برای جلوگیری از گیرکردن ماشین در خاک‌های ماسه‌ای سست و آبدار بهینه‌سازی کنند. شکل ۳ نمایی از پروژه اجرا شده را نمایش می‌دهد.



شکل ۳ پروژه اشکول (Shafdan) که توسط رژیم صهیونی به عنوان بزرگترین پروژه فاضلاب در سرزمین‌های اشغالی از یک سیستم پیش‌بینی کننده هوشمند برای مدیریت پارامترهای حفاری استفاده شده است.

- ✓ پروژه متروی گرند پاریس اکسپرس (Grand Paris Express): در این پروژه عظیم از دوقلوهای دیجیتال یادگیری ماشین برای مدیریت ریسک استفاده می‌شود. یک مدل دیجیتال از هر TBM و محیط اطراف آن ساخته شده است. هوش مصنوعی داده‌های حفاری (گشتاور، فشار، لرزش) را با داده‌های ژئوتکنیک قبلی مقایسه کرده و نشست سطح زمین را با دقت میلی‌متری پیش‌بینی می‌کرد. این سیستم همچنین سلامت ماشین را پایش کرده و نیاز به تعمیر و نگهداری را قبل از وقوع خرابی پیش‌بینی می‌کرد. شکل ۴ نمایی کلی از پروژه اجرا شده را ارائه می‌دهد.



شکل ۴ نمایی کلی از پروژه اجرا شده گرند پاریس اکسپرس (Grand Paris Express)

۸. جمع‌بندی و چشم‌انداز آینده

صنعت تونل‌سازی با دستگاه‌های TBM و MTBM در آستانه یک گذار تاریخی از حالت مکانیزه به حالت هوشمند و خودمختار قرار دارد. این تحول، صرفاً یک ارتقاء فنی نیست، بلکه یک تغییر پارادایم در فلسفه طراحی، اجرا و مدیریت پروژه‌های زیرزمینی است. هوش مصنوعی با نفوذ به تمامی سطوح این صنعت از مطالعات اولیه تا بهره‌برداری در حال تبدیل شدن از یک ابزار کمکی به ستون فقرات سیستم‌های تصمیم‌گیری است. دستاوردهای محوری این ادغام عبارتند از:

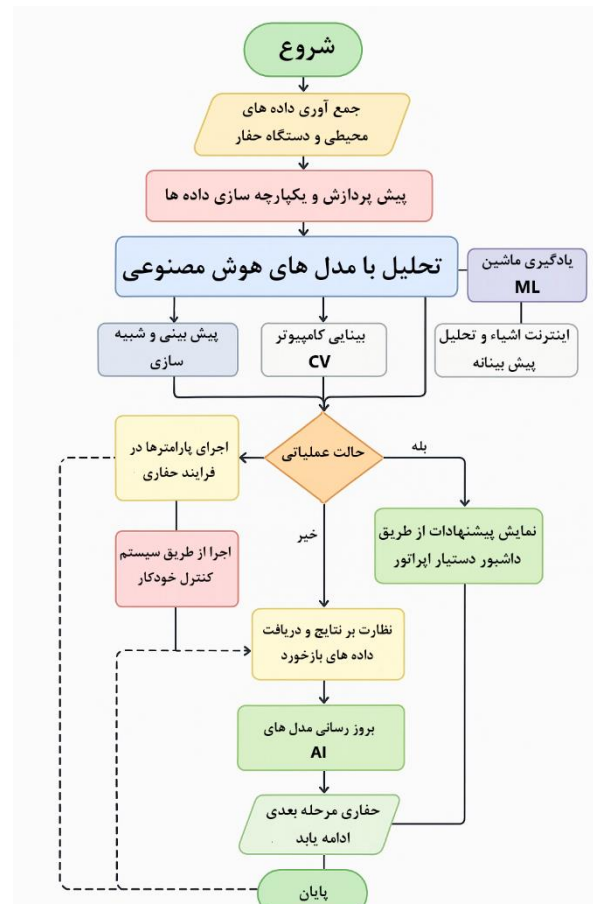
- ✓ کاهش چشم‌گیر عدم قطعیت‌ها: با ایجاد مدل‌های زمین‌شناسی پویا و پیش‌بین، دیگر حفاری در تاریکی انجام نمی‌شود. سیستم قادر به "دیدن" چند متر جلوتر از جبهه کار است.
- ✓ بهینه‌سازی بی‌سابقه منابع: الگوریتم‌هایی مانند PSO و یادگیری تقویتی، مصرف انرژی، سایش قطعات و زمان پروژه را همزمان بهینه می‌کنند و صرفه‌جویی‌های کلانی ایجاد می‌نمایند.
- ✓ ایمنی تحول‌آفرین: شبکه‌های عصبی و پردازش تصویر، محیط کار را به طور مداوم رصد کرده و قبل از وقوع حادثه هشدار می‌دهند، تبدیل به یک سیستم ایمنی پیش‌گیرانه می‌شوند.
- ✓ اتوماسیون هوشمند: از تنظیم خودکار پارامترهای حفاری تا برنامه‌ریزی لجستیک، عملیات از وابستگی به قضاوت لحظه‌ای اپراتور انسانی به سمت الگوریتم‌های داده‌محور حرکت می‌کند.

ایده‌های پیشگامانه‌ای مانند دوقلوی دیجیتال شناختی و TBM خودمختار، افق‌هایی کاملاً جدید می‌گشایند. این سیستم‌ها دیگر فقط بازتاب‌دهنده وضعیت نیستند، بلکه به مشاوران هوشمندی تبدیل می‌شوند که توانایی شبیه‌سازی آینده، تولید راه‌حل و یادگیری از تجربیات جهانی را دارند. معماری‌های محاسباتی ترکیبی لبه-آبری نیز بستر فنی لازم برای پشتیبانی از این پیچیدگی را با کمترین تأخیر فراهم می‌کنند. با این حال، مسیر تکامل هموار نیست. چالش‌های مهمی از کمبود داده‌های

استاندارد و کیفی و فقر نیروی انسانی دو رشته‌های گرفته تا مخاطرات امنیت سایبری و هزینه‌های سرمایه‌گذاری اولیه باید به طور جدی مورد توجه قرار گیرند. موفقیت در این مسیر مستلزم همگرایی سه گانه است:

- پژوهش دانشگاهی برای توسعه الگوریتم‌های نوین.
- شهادت صنعت در سرمایه‌گذاری و پیاده‌سازی.
- حمایت نهادهای تنظیم‌گر برای تدوین استانداردهای ایمن و مطمئن.

آینده متعلق به پروژه‌هایی است که در آنها، دستگاه حفار نه یک ماشین کور، بلکه یک "همکار زیرزمینی هوشمند" است. این همکار با درک محیط اطراف، پیش‌بینی چالش‌های پیش رو و ارائه راه‌حل‌های مبتنی بر داده، مهندسان را در اجرای پروژه‌هایی با کیفیت بی‌سابقه، ایمنی مثال‌زدنی، هزینه بهینه و حداقل تأثیرات محیط زیستی یاری می‌رساند. بنابراین، سرمایه‌گذاری در هوش مصنوعی برای تونل‌سازی، یک انتخاب نیست، بلکه یک ضرورت راهبردی برای ساخت زیرساخت‌های پایدار و مقاوم در قرن بیست و یکم است. این سفر دیجیتال آغاز شده است، و آنانی پیش‌تاز خواهند بود که امروز گام‌های استواری در این مسیر بردارند. فرآیند استفاده از هوش مصنوعی برای توسعه یک دستیار هوشمند اپراتور هدایت دستگاه حفاری بصورت یک روندنما در شکل ۵ نمایش داده شده است.



شکل ۵ فرآیند استفاده از هوش مصنوعی برای توسعه یک دستیار هوشمند اپراتور هدایت دستگاه حفاری

۱۲. مراجع

- [1] Babendererde, S., Hoekstra, J., & Bragard, N. (2018). The development of multimode TBMs. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 81, 12–25. <https://doi.org/10.1016/j.tust.2018.06.001>
- [2] Gao, X., Shi, M., Song, X., Zhang, C., & Zhang, Q. (2022). Real-time penetration rate prediction in TBM tunneling using a hybrid deep learning approach. *Automation in Construction*, 143, 104587. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2022.104587>
- [3] Liu, Q., Liu, J., Liu, X., & Li, S. (2023). A digital twin framework for intelligent TBM tunneling: From data fusion to adaptive control. *Advanced Engineering Informatics*, 56, 101943. <https://doi.org/10.1016/j.aei.2023.101943>
- [4] Maidl, B., Schmid, L., Ritz, W., & Herrenknecht, M. (2013). *Hardrock tunnel boring machines*. Ernst & Sohn.
- [5] Mahmoodzadeh, A., Zare, S., & Abdulla, A. I. (2021). Predicting geological conditions ahead of TBM using machine learning techniques integrated with seismic while drilling data. *Journal of Rock Mechanics and Geotechnical Engineering*, 13(6), 1426–1440. <https://doi.org/10.1016/j.jrmge.2021.05.008>
- [6] Park, S., Kim, J., & Cho, Y. K. (2022). Computer vision-based automated safety monitoring system for tunnel construction sites. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 36(3), 04022008. [https://doi.org/10.1061/\(ASCE\)CP.1943-5487.0000992](https://doi.org/10.1061/(ASCE)CP.1943-5487.0000992)
- [7] Shang, Y., Sun, Z., Zhang, D., & Li, Y. (2022). Multi-objective optimization of tunnel alignment considering geological uncertainty and construction cost using NSGA-II. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 124, 104468. <https://doi.org/10.1016/j.tust.2022.104468>
- [8] Shirlaw, J. N. (2016). Pressurized TBM tunneling in mixed face conditions resulting from tropical weathering of igneous rock. *Tunnelling and Underground Space Technology*, 57, 225–240. <https://doi.org/10.1016/j.tust.2016.01.004>
- [9] Sun, W., Shi, M., Zhang, C., Zhao, J., & Song, X. (2021). Dynamic prediction of rock mass class ahead of tunnel face using TBM operational data via deep learning. *Rock Mechanics and Rock Engineering*, 54(11), 5759–5778. <https://doi.org/10.1007/s00603-021-02593-3>
- [10] Zhang, Q., Liu, Z., & Tan, J. (2022). Early anomaly detection in shield tunneling using deep learning and wavelet analysis. *Automation in Construction*, 133, 104025. <https://doi.org/10.1016/j.autcon.2021.104025>

[11] Zhou, Y., Chen, J., & Huang, H. (2020). A data-driven approach for logistics planning in tunnel construction projects. *Advanced Engineering Informatics*, 46, 101175. <https://doi.org/10.1016/j.aei.2020.101175>