



طراحی و پیاده سازی سیستم نظارت بر آلاینده های کارخانه ای با استفاده از پلاسما به کمک شبکه عصبی خودرمزگذار

محمد خدادادی نژاد^۱، صبا جودکی^{۲*}

^۱ کارشناس ارشد، گروه مهندسی کامپیوتر، واحد خرم آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، خرم آباد، ایران.

^۲ استادیار، گروه مهندسی کامپیوتر، واحد خرم آباد، دانشگاه آزاد اسلامی، خرم آباد، ایران.

چکیده

در این مقاله ساخت سیستم نظارت بر آلاینده های کارخانه ای با استفاده از اینترنت اشیا، یادگیری ماشین و فناوری پلاسما طراحی و پیاده سازی شده است. هدف این سیستم، کاهش آلودگی و جذب ذرات خطرناک است. برای این منظور، از برد الکترونیکی ESP32 همراه با سنسورهای تشخیص دما و رطوبت (DHT22)، دی اکسید کربن (MG812-CO2) و دی اکسید گوگرد (MQ136-SO2) استفاده شده که داده ها را جمع آوری و از طریق اینترنت اشیا به سرور منتقل می کند. داده ها در گوگل شیت ذخیره و پس از پیش پردازش برای مدل سازی آماده می شوند. سپس از یک شبکه خودرمزگذار (Autoencoder) استفاده شده است که به دلیل توانایی بالای این شبکه در کاهش ابعاد و حذف نویز، داده ها را با کمترین خطا بازسازی می کند. اتوانکدر ویژگی های کلیدی داده ها را استخراج و داده های اضافی را حذف می کند تا سطح پلاسمای لازم برای یونیزه سازی و در نتیجه کاهش آلودگی بهینه گردد. نتایج نشان می دهد که این سیستم نسبت به روش های سنتی مانند الکتروفیلترها، در کاهش آلودگی و مصرف انرژی عملکرد بهتری دارد. همچنین بهره وری بالا و کاهش هزینه ها از مزایای این رویکرد بوده و انتظار می رود به راه حلی مؤثر برای حفاظت از محیط زیست منجر شود.

مشخصات مقاله

تاریخچه مقاله:

نوع مقاله: علمی

دریافت: ۱۴۰۳/۰۶/۲۰

بازنگری: ۱۴۰۳/۰۹/۱۳

پذیرش: ۱۴۰۳/۱۰/۰۸

انتشار: ۱۴۰۳/۱۲/۲۸

*نویسنده مسئول:

Saba.joudaki@iaau.ac.ir

کلید واژه ها:

اینترنت اشیا،

یادگیری ماشین،

شبکه خودرمزگذار،

پلاسما،

آلاینده های صنعتی.

مقدمه

(Autoencoder) به عنوان مدل یادگیری استفاده

می‌شود. خودرمزگذار یک شبکه عصبی است که برای کاهش ابعاد و یادگیری ویژگی‌های اصلی داده‌ها استفاده می‌شود. این شبکه به گونه‌ای طراحی شده که داده‌های ورودی را فشرده‌سازی کرده و سپس آن‌ها را بازسازی می‌کند. هدف اصلی از استفاده از خودرمزگذار در این پروژه، یافتن روابط پیچیده بین داده‌های محیطی نظیر دما، رطوبت، CO₂ و SO₂ است.

خودرمزگذار در این مدل به گونه‌ای طراحی شده که وزن بیشتری به پارامتر CO₂ اختصاص دهد، چراکه این پارامتر تأثیر قابل توجهی بر روند تولید پلاسما و کنترل آلودگی دارد. از طریق تحلیل داده‌های محیطی با استفاده از خودرمزگذار، میزان پلاسما موردنیاز برای کاهش آلودگی پیش‌بینی می‌شود. این پیش‌بینی‌ها به صورت مقادیر عددی بین صفر تا سه بیان می‌شوند و سپس این مقادیر به برد دوم سیستم ارسال می‌شوند تا تصمیم‌گیری‌های بعدی برای تنظیم تولید پلاسما انجام شود.

نتایج پیش‌بینی‌شده توسط خودرمزگذار برای مرور و تحلیل‌های آتی در فایل‌های جدید در Google Sheets ذخیره می‌شود. این قابلیت باعث می‌شود که روند تولید پلاسما و کاهش آلودگی به مرور زمان قابل بررسی و بهینه‌سازی باشد. همچنین، این داده‌ها می‌توانند به عنوان مبنایی برای ارتقاء سیستم و اتخاذ تصمیمات دقیق‌تر در آینده استفاده شوند.

این سیستم نمونه‌ای عملی از ترکیب فناوری اینترنت اشیا و یادگیری ماشین با استفاده از شبکه عصبی خودرمزگذار است که می‌تواند در صنایع مختلف، به‌ویژه در حوزه‌های کاهش آلودگی و بهینه‌سازی شرایط محیطی، کاربرد داشته باشد. این رویکرد نوین از طریق نظارت بلادرنگ و تحلیل داده‌های محیطی به شرکت‌ها و سازمان‌ها کمک می‌کند تا با کاهش مصرف انرژی و بهبود کارایی فرآیندها، به اهداف پایداری محیط‌زیستی نزدیک‌تر شوند [۱].

مطالعات انجام شده

در پژوهش‌های گذشته، تلاش‌های مختلفی برای کاهش آلودگی ناشی از کارخانه‌های سیمان انجام شده که به مرور

این مقاله به بررسی و پیاده‌سازی یک سیستم هوشمند مبتنی بر فناوری اینترنت اشیا می‌پردازد که از میکروکنترلر قدرتمند ESP32 برای جمع‌آوری داده‌های محیطی شامل دما، رطوبت و غلظت گازهای CO₂ و SO₂ استفاده می‌کند. فناوری اینترنت اشیا در سال‌های اخیر به یکی از اصلی‌ترین محورهای نوآوری و تحقیق در زمینه‌های علمی و صنعتی تبدیل شده است، چراکه با اتصال دستگاه‌های مختلف به شبکه اینترنت، امکان تبادل داده‌ها و کنترل هوشمند سیستم‌ها را فراهم می‌آورد. استفاده از اینترنت اشیا در این سیستم می‌تواند به نظارت بلادرنگ بر شرایط محیطی و بهینه‌سازی فرآیندهای مرتبط با کاهش آلودگی کمک کند.

در این سیستم، میکروکنترلر ESP32 به عنوان هسته اصلی سامانه عمل می‌کند و به سنسورهای متعددی متصل است که می‌توانند داده‌های محیطی از جمله دما، رطوبت و غلظت گازهای CO₂ و SO₂ را اندازه‌گیری کنند. پس از جمع‌آوری داده‌ها توسط این سنسورها، ESP32 از طریق ارتباط بی‌سیم Wi-Fi این داده‌ها را به یک سرور ابری نظیر Google Sheets ارسال می‌کند. انتخاب Google Sheets به عنوان مخزن ابری به دلیل سادگی در استفاده و دسترسی آسان از هر نقطه‌ای با اینترنت است. این داده‌ها به صورت مداوم و بلادرنگ ذخیره می‌شوند تا امکان تحلیل‌های بعدی را فراهم آورند.

پس از ذخیره‌سازی داده‌های محیطی در Google Sheets، این داده‌ها با استفاده از زبان برنامه‌نویسی پایتون فراخوانی شده و وارد مرحله پیش‌پردازش می‌شوند. این مرحله شامل تمیز کردن داده‌های نامعتبر، نرمال‌سازی و آماده‌سازی داده‌ها برای مدل‌های یادگیری است. پیش‌پردازش صحیح داده‌ها یکی از مهم‌ترین مراحل در تحلیل‌های مبتنی بر داده است، چراکه داده‌های تمیز و منسجم باعث بهبود عملکرد مدل‌های یادگیری می‌شوند.

یکی از بخش‌های کلیدی در تحلیل داده‌ها، استفاده از روش‌های یادگیری ماشین برای شناسایی الگوها و پیش‌بینی‌ها است. در این پروژه از یک خودرمزگذار

پراکندگی آلاینده‌ها و کنترل پارامترهایی چون دما و فشار به کار می‌روند که دقت پیش‌بینی‌ها را بهبود بخشیده است [۴].

بازیافت آب و مدیریت پسماند

پژوهش‌ها در زمینه بهبود پایداری محیطی به استفاده از روش‌های بازیافت آب و کاهش مصرف آب در فرآیندهای تولیدی متمرکز شده‌اند. سیستم‌های برج خنک‌کننده و بازیافت آب به کاهش اثرات منفی زیست‌محیطی و مصرف کمتر منابع آب کمک می‌کنند.

سیر تحول روش‌های کاهش آلودگی در صنعت سیمان

روش‌های اولیه استفاده از تکنیک‌های مکانیکی ساده و فیلترهای معمولی به کار گرفته شدند که کارایی محدودی داشتند.

با پیشرفت تکنولوژی باعث استفاده گسترده‌تر از فیلترهای کیسه‌ای و ESP شد. همچنین، استفاده از سوخت‌های جایگزین برای کاهش انتشار گازهای گلخانه‌ای رایج شد [۲].

در حال کنونی استفاده از مدل‌سازی و شبیه‌سازی پیش‌بینی و به کارگیری هوش مصنوعی به بهبود عملکرد سیستم‌های کنترل آلودگی کمک کرده است. همچنین، تمرکز بیشتری بر استفاده از سوخت‌های جایگزین، بازیافت آب و مدیریت پسماند برای بهبود پایداری محیطی وجود دارد.

پژوهش‌های مختلف نشان می‌دهند که صنعت سیمان با به کارگیری روش‌های نوین و استفاده از تکنولوژی‌های پیشرفته به طور مداوم در حال بهبود عملکرد و کاهش تأثیرات منفی زیست‌محیطی است. تکنیک‌های مختلف از فیلترهای پیشرفته و مدل‌سازی گرفته تا استفاده از سوخت‌های جایگزین و بازیافت منابع، همگی در جهت بهبود کیفیت هوا و کاهش انتشار آلاینده‌ها به کار رفته‌اند.

روش پیشنهادی

طراحی سخت‌افزاری

در طراحی سخت‌افزاری، از دو برد جداگانه ESP32 استفاده شده است. یک قسمت برای ورودی‌ها که مقادیر سنسور را دریافت می‌کند و برد دوم برای خروجی که رله‌ها و نمایشگر

زمان پیشرفت‌های چشمگیری در این حوزه مشاهده می‌شود که به صورت کوتاه شرح می‌دهیم.

فیلترها و سیستم‌های الکترواستاتیک (ESP)

پژوهش‌های اولیه بیشتر بر استفاده از فیلترهای معمولی و رسوب‌دهنده‌های ساده متمرکز بودند که کارایی محدودی داشتند. با گذر زمان، بهبودهای چشمگیری در طراحی فیلترهای کیسه‌ای و ESP به وجود آمد که توانستند ذرات معلق (PM) را به طور مؤثری کاهش دهند. مطالعات اخیر از شبیه‌سازی‌های ریاضی و نرم‌افزارهای پیشرفته برای بهینه‌سازی این سیستم‌ها بهره برده‌اند و نشان داده‌اند که این روش‌ها می‌توانند انتشار گرد و غبار را تا حد زیادی کاهش دهند [۲].

استفاده از سوخت‌های جایگزین

به منظور کاهش انتشار گازهای گلخانه‌ای، مطالعات به سمت استفاده از سوخت‌های جایگزین مانند زیست‌توده، روغن‌های پسماند و لاستیک‌های مستعمل گرایش پیدا کرده‌اند. این تغییرات باعث کاهش انتشار CO₂ و دیگر آلاینده‌های گازی شده است. ارزیابی‌های دقیق اثرات این سوخت‌ها بر کارایی سیستم‌های احتراق و کاهش آلاینده‌ها، تأثیرات مثبت آن‌ها را به اثبات رسانده است.

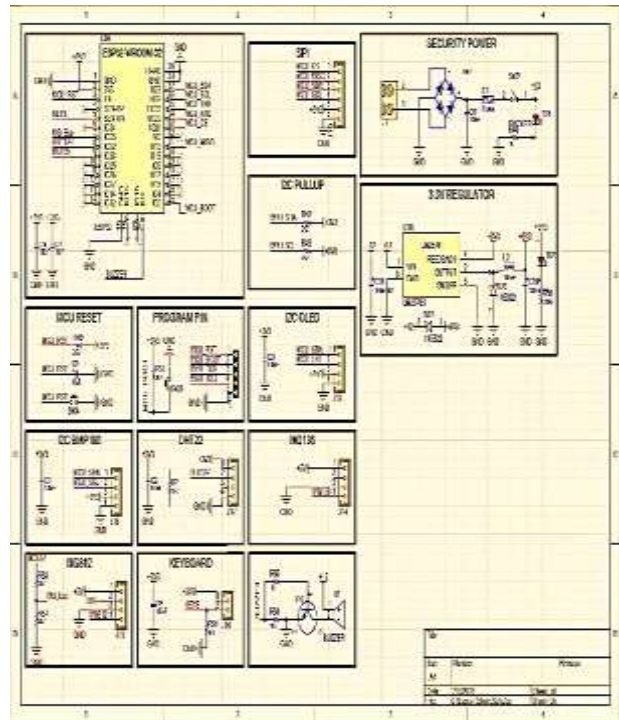
اسکرابرهای مرطوب و حذف آلاینده‌های گازی

تحقیقات زیادی نشان می‌دهند که اسکرابرهای مرطوب، به‌ویژه در حذف آلاینده‌های خاص مانند جیوه و گازهای اسیدی، کارایی بالایی دارند. این روش‌ها در کاهش انتشار گازهای مضر و بهبود کیفیت هوای اطراف کارخانه‌ها مؤثر بوده و باعث کاهش خطرات زیست‌محیطی می‌شوند [۳].

مدل‌سازی و شبیه‌سازی برای پیش‌بینی و کنترل آلودگی

در دهه‌های اخیر، استفاده از مدل‌های ریاضی و نرم‌افزارهای شبیه‌سازی مانند AERMOD و COMSOL Multiphysics برای پیش‌بینی انتشار آلاینده‌ها رایج شده است. این مدل‌ها به تحلیل مسیر ذرات و بهینه‌سازی عملکرد سیستم‌های کنترل آلودگی کمک می‌کنند. همچنین، مدل‌های فازی و گاوسی برای پیش‌بینی

وضعیت در آنجا قرار دارند که در شکل ۱ پیاده سازی و اتصالات قطعات برد قابل مشاهده است.



شکل ۱. شماتیک برد اول شامل همه ورودی های سنسور

شکل ۱. شماتیک برد اول شامل همه ورودی های سنسور ESP32-WROOM-32: در این طراحی از پردازنده ESP32 استفاده شده است و برای نامگذاری پایه‌ها از Net Label استفاده می‌شود. Net Label ابزاری است که به منظور شناسایی و نامگذاری پایه‌ها در مدار به کار می‌رود و از طریق ابزار Net Label در نرم‌افزارهای طراحی مدار قابل استفاده است. پایه‌های ورودی سنسورها به ESP32 متصل شده‌اند. همچنین، اتصالات مربوط به پروتکل‌های I2C و SPI در سمت راست برد ESP32 قرار دارند، که امکان ارتباط با سایر تجهیزات و سنسورها را از طریق این پروتکل‌ها فراهم می‌کنند.

بخش ریست میکروکنترلر شامل یک مقاومت پول‌آپ ۲،۲ کیلو اهم، یک خازن ۱۰ میکروفاراد متصل به زمین و یک کلید سخت‌افزاری به صورت پوش باتن طراحی شده است. این اجزا با هم امکان ریست کردن دستی میکروکنترلر را فراهم می‌کنند.

در بخش پروگرام، از یک پین هدر ۵ پین استفاده شده است که شامل پایه‌های BOOT، RST، TXD و RXD سریال شماره یک و همچنین زمین می‌باشد. پایه BOOT از طریق یک مقاومت ۲،۲ کیلو اهم پول‌آپ شده است و یک کلید نیز برای دسترسی

سخت‌افزاری به حالت بوت در نظر گرفته شده است. اگر از پروگرامر مخصوص با پین هدر ۵ تایی استفاده شود، عملیات پروگرام به صورت خودکار انجام می‌شود. اما در صورت استفاده از یک مبدل سریال معمولی، قبل از پروگرام باید به صورت دستی پایه BOOT فعال شود. برای این کار، باید کلید بوت را فشار داده و در حالتی که کلید بوت نگه داشته شده است، کلید ریست را یکبار فشار داد تا میکروکنترلر وارد حالت BOOT شود و آماده دریافت کد جدید گردد.

SECURITY POWER: در مدار تغذیه، از یک پل دیود استفاده شده است تا تغذیه DC 12 ولتی، بدون توجه به پلاریته، وارد مدار شود. پل دیود وظیفه جداسازی پلاریته‌های مثبت و منفی را دارد. پس از عبور تغذیه از پل دیود، جریان از طریق فیوز عبور کرده و سپس وارد کلید می‌شود که برای قطع و وصل کردن تغذیه برد استفاده می‌شود. همچنین یک LED به عنوان نشانگر وضعیت تغذیه در مدار قرار داده شده است.

3.3v REGULATOR: در مدار سوئیچینگ تغذیه ۳،۳ ولتی که با استفاده از رگولاتور LM2576 طراحی شده است، جزئیات طراحی در دیتاشیت این قطعه ذکر شده‌اند و علت استفاده از هر یک از قطعات نیز توضیح داده شده است.

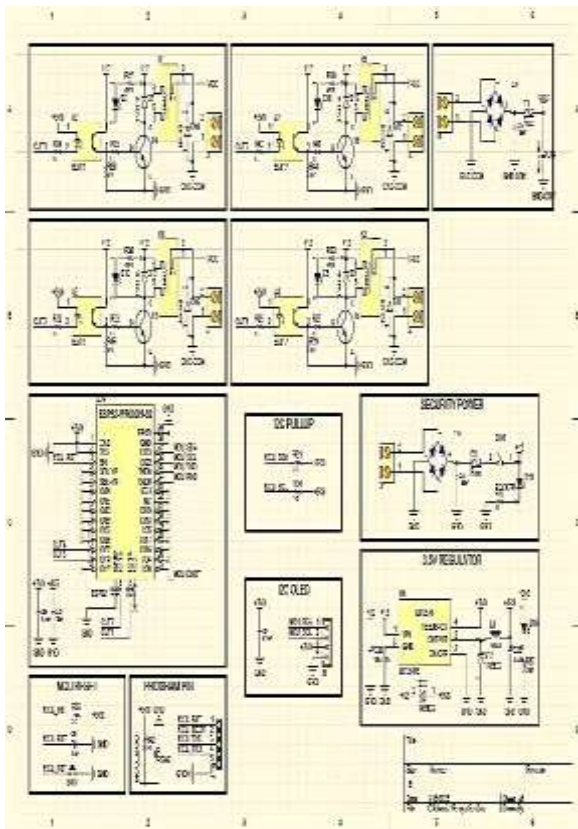
I2C OLED: این قسمت شامل یک کانکتور ۴ تایی برای اتصال نمایشگر OLED است.

I2C PULLUP: این بخش شامل دو مقاومت است که پایه‌های I2C را پول‌آپ می‌کنند.

I2C BMP180: این قسمت شامل یک کانکتور ۴ تایی مشابه نمایشگر است که سنسور BMP180 برای خواندن فشار به آن متصل می‌شود.

DHT22: این قسمت شامل سنسور دما و رطوبت است که یک کانکتور ۴ تایی که پایه شماره یک آن به ۳،۳ ولت پایه شماره ۲ آن خروجی سنسور بوده به یک مقاومت ۱۰ کیلو اهم برای پول‌آپ و پایه سوم استفاده ای ندارد و پایه آخر نیز به زمین متصل می‌شود. از پین هدر برای استفاده از سنسور در فاصله دورتر به کار می‌رود. اطلاعات به صورت دیجیتال با استفاده از پروتکل one-wire خوانده می‌شوند.

KEYBOARD: کانکتور کیبورد به عنوان یک گزینه اختیاری در نظر گرفته شده است که در صورت نیاز می‌توان



شکل ۲. شماتیک برد خروجی

طراحی که شامل خروجی می باشد که رله ها هستند برای قطع و وصل کردن پلاسما و کرونا پلاسما و همچنین اعلامی از وضعیت بر روی نمایشگر که آیا اتصال با مرکز برقرار شده است و خروجی ها در چه حالتی می باشند. برای طراحی رله‌ها، چهار واحد مشابه در مدار وجود دارد که طراحی هر یک از آنها مشابه بقیه است و با طراحی یکی از این واحدها، عملاً چهار بار تکرار شده است. ورودی مدار از یک اپتوکوپلر استفاده می کند که به واسطه ایزوله سازی، امکان جلوگیری از نویزهای ناشی از بوبین رله را فراهم می آورد.

برای عملکرد اپتوکوپلر، آند تغذیه آن به ۳٫۳ ولت متصل می شود و کاتد ورودی از طریق یک مقاومت ۱ کیلو اهم به میکروکنترلر متصل می شود. باید توجه داشت که منطق اپتوکوپلر به صورت معکوس است، بدین معنی که اپتوکوپلر با صفر کردن پایه میکروکنترلر فعال می شود. پس از فعال شدن اپتوکوپلر، جریان ۱۲ ولت از طریق پایه امیتر اپتوکوپلر به پایه بیس ترانزیستور وارد می شود. پایه بیس از طریق یک مقاومت ۱ کیلو اهم تحریک می شود و یک مقاومت ۱۰ کیلو اهم نیز به زمین متصل است تا از خاموش شدن کامل ترانزیستور و قطع کامل جریان اطمینان حاصل شود. در نهایت، از پایه کلکتور، خروجی زمین گرفته

از آن استفاده کرد. این کانکتور امکان اتصال کیبورد را به سیستم فراهم می کند.

SPI: این بخش یک پروتکل ارتباطی است که پایه های آن بیرون کشیده شده است تا در صورت نیاز به سنسورهای اضافی، از آن استفاده شود.

MQ136: این قسمت یک کانکتور ۴ تایی استفاده شده است که برای اتصال سنسور MQ136 به ESP32، ابتدا پایه VCC سنسور به ۵ ولت و پایه GND آن به زمین متصل می شود. خروجی آنالوگ سنسور (پایه AO) نیاز به تنظیم ولتاژ دارد، زیرا ESP32 تنها ولتاژهای ۳٫۳ ولت را می تواند بخواند. برای این منظور، یک تقسیم مقاومتی با دو مقاومت سری استفاده می شود تا ولتاژ خروجی سنسور به ۳٫۳ ولت کاهش یابد. پایه مشترک بین دو مقاومت به پایه ADC میکروکنترلر متصل می شود. این پین مقدار آنالوگ را خوانده و برای پردازش به دیجیتال تبدیل می کند [۵].

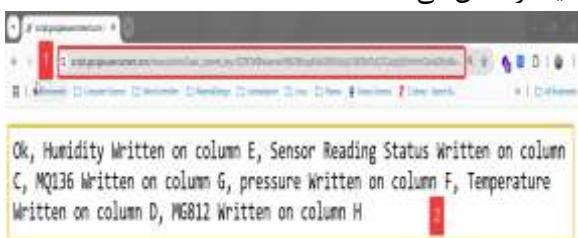
MG812: این قسمت یک کانکتور ۴ تایی می باشد و روش خواندن سنسور MG812 به این صورت است که این سنسور دارای ۴ پایه است. پایه های ۱ و ۲ به ولتاژ ۵ ولت متصل می شوند، پایه ۳ به زمین وصل می شود، و پایه ۴ سیگنال خروجی سنسور را ارائه می دهد. برای خواندن مقدار خروجی، یک مقاومت ۱۰ کیلو اهم بین زمین و پایه سیگنال (پایه ۴) قرار داده می شود. با توجه به اینکه برد مورد استفاده ESP32 است و این برد با ولتاژ ۳٫۳ ولت کار می کند، نیاز به یک تقسیم مقاومتی وجود دارد تا ولتاژ خروجی ۵ ولت سنسور به ۳٫۳ ولت تبدیل شود و با محدوده ولتاژ ورودی مجاز برای ESP32 سازگار گردد. این تقسیم مقاومتی از دو مقاومت سری تشکیل می شود که نسبت تقسیم ولتاژ را تعیین می کنند و از آسیب به پورت های ورودی ESP32 جلوگیری می کنند [۶].

یک باز روی برد طراحی شده است که می توان از آن برای اعلان های صوتی استفاده کرد. مدار این باز به گونه ای است که تغذیه آن از طریق یک ترانزیستور انجام می شود، و به این ترتیب، امکان کنترل باز ۱۲ ولتی توسط میکروکنترلر فراهم می گردد. بدون وجود این ترانزیستور، کنترل مستقیم باز توسط میکروکنترلر عملاً غیرممکن بود. شکل ۲ یک تصویر سمبلیک از برد دوم را نشان می دهد.

موفقیت آمیز به شبکه، ESP32 می‌تواند داده‌های جمع‌آوری شده از سنسورها را دریافت و آماده ارسال کند. برای این منظور، از پروتکل HTTP یا HTTPS استفاده می‌شود تا داده‌ها به صورت ایمن و از طریق اینترنت به Google Sheets منتقل شوند.

در سمت Google Sheets، از یک سرویس مبتنی بر Google Apps Script استفاده می‌شود که به عنوان یک رابط بین ESP32 و Google Sheets عمل می‌کند. Google Apps Script یک محیط برنامه‌نویسی بر پایه جاوا اسکریپت است که می‌توان با استفاده از آن، اسکریپت‌هایی برای مدیریت و ذخیره‌سازی داده‌ها نوشت. برای شروع، ابتدا باید یک اسکریپت در محیط Google Apps Script ایجاد شود. این اسکریپت مسئول دریافت داده‌هایی است که از ESP32 ارسال می‌شود [۷].

در بخش ESP32، پس از دریافت داده‌های سنسورها، باید یک درخواست HTTP POST به URL مشخص شده در Google Apps Script ارسال شود. این درخواست شامل داده‌های محیطی است که توسط سنسورها جمع‌آوری شده‌اند و باید به درستی به Google Sheets منتقل شوند. ESP32 پس از ارسال درخواست، منتظر پاسخ از Google Sheets می‌ماند تا مطمئن شود داده‌ها با موفقیت ثبت شده‌اند. این ارتباط به صورت بی‌سیم و از طریق پروتکل HTTPS انجام می‌شود تا امنیت داده‌ها حفظ شود. شکل ۳ تست ارسال و دریافت داده به گوگل شیت را نشان می‌دهد.



شکل ۳. تست ارسال و دریافت داده به گوگل شیت

در نهایت، داده‌هایی که به Google Sheets ارسال شده‌اند می‌توانند برای تحلیل‌های بعدی و نظارت بر شرایط محیطی استفاده شوند.

در مرحله نهایی، با استفاده از پایتون و کتابخانه‌های مرتبط، اطلاعات را از Google Sheets دانلود کرده و آن‌ها را به صورت یک فایل CSV ذخیره می‌کنیم. این فرآیند شامل احراز هویت، دریافت داده‌ها از ستون‌های مشخص، و

می‌شود که به بوبین رله متصل است و پایه دیگر بوبین به صورت دائم به ۱۲ ولت متصل است. با سوئیچ کردن زمین، می‌توان رله را کنترل کرده و عمل خاموش و روشن شدن رله به سادگی انجام می‌شود. پس از خاموش شدن بوبین، ولتاژی درون آن ذخیره می‌شود که می‌تواند به صورت معکوس به مدار برگشت کند. برای دفع این ولتاژ معکوس، از یک دیود هرزگرد استفاده می‌شود. این دیود در حالت عادی بایاس معکوس است و در نتیجه با روشن شدن رله، دیود تاثیری در مدار نخواهد داشت. اما با خاموش شدن رله و تولید ولتاژ معکوس از طریق دیود هرزگرد، این ولتاژ دفع شده و از ورود نویز به مدار جلوگیری می‌شود. همچنین یک LED به عنوان نشانگر وضعیت رله به کار می‌رود.

برای خروجی مجدد مدار، دیود هرزگرد دوباره تکرار می‌شود زیرا در سمت قدرت بوبین‌ها، احتمال جریان برگشتی وجود دارد که با اضافه کردن این دیود، مشکل رفع می‌شود. در ادامه، یکی از پایه‌های کانکتور به زمین منبع تغذیه متصل می‌شود و پایه دیگر کانکتور از طریق کنتاکت رله به تغذیه ورودی متصل می‌شود. این مدار چهار بار تکرار شده است. مدار ورودی تغذیه برای خروجی رله‌ها شامل یک کانکتور ورودی و پل دیود می‌باشد. از طریق یک فیوز، جریان کنترل می‌شود و تغذیه وارد شده به تمامی رله‌ها، به گونه‌ای توزیع می‌شود که از طریق سوئیچ کردن کنتاکت‌های رله، می‌توان تغذیه را روی خروجی هر کدام از کانکتورهای فونیکسی کنترل کرد.

ارسال و دریافت داده‌ها از گوگل شیت

ارسال داده به Google Sheets از طریق ESP32 فرآیندی چند مرحله‌ای است که شامل تنظیم و کدنویسی هر دو بخش ESP32 و Google Apps Script می‌شود. ابتدا، ESP32 به عنوان میکروکنترلر مرکزی در سیستم عمل می‌کند که با استفاده از سنسورهای مختلف، داده‌های محیطی مانند دما، رطوبت، و گازهای CO2 و SO2 را جمع‌آوری می‌کند. این داده‌ها باید به یک سرویس ابری مانند Google Sheets ارسال شوند تا بتوان از آن‌ها برای تحلیل و نظارت استفاده کرد.

در بخش ESP32، اولین قدم این است که ماژول را به یک شبکه Wi-Fi متصل کنیم. این کار با وارد کردن نام شبکه و رمز عبور آن در کد ESP32 انجام می‌شود. پس از اتصال

شبکه های خودرمزگذار

شبکه های خودرمزگذار یا اتوانکدر، یک روش یادگیری بدون نظارت به حساب می آیند که در آن، از شبکه های عصبی برای یادگیری یک بازنمایی استفاده می شود. به عبارت دیگر، خودرمزگذار، یک شبکه عصبی مصنوعی بدون نظارت است که نحوه فشرده سازی و رمزگذاری موثر داده ها را می آموزد و سپس یاد می گیرد که چگونه داده ها را از بازنمایی رمزگذاری شده ی کاهش یافته، به یک بازنمایی که تا حد امکان نزدیک به ورودی اصلی است، بازسازی کند [9].

خودرمزگذارها از چهاربخش اصلی تشکیل شده اند: بخش اول رمزگذار است که در این بخش، مدل یاد می گیرد که چگونه ابعاد ورودی را کاهش دهد و داده های ورودی را به یک بازنمایی رمزگذاری شده فشرده تبدیل کند. بخش دوم گلوگاه لایه ای که شامل بازنمایی فشرده از داده های ورودی است. این کمترین ابعاد ممکن از داده های ورودی است. بخش سوم رمزگشا است که در این بخش، مدل یاد می گیرد که چگونه داده ها را از بازنمایی رمزگذاری شده بازسازی کند و این بازسازی تا جایی که ممکن است باید به ورودی اصلی نزدیک باشد. بخش چهارم تلفات بازسازی روشی است که میزان خوب بودن عملکرد رمزگشا و میزان نزدیکی خروجی به ورودی اصلی را اندازه گیری می کند [۹].

پیش پردازش داده ها

داده های جمع آوری شده از حسگرهای محیطی (مانند دما، رطوبت، CO₂ و SO₂) توسط ESP32 و ذخیره شده در Google Sheets، قبل از ورود به مدل های یادگیری ماشین، پیش پردازش می شوند. مراحل پیش پردازش شامل پاک سازی، نرمال سازی، و تبدیل مقادیر متنی به عددی است. سپس داده ها به سه دسته آموزش (۶۴ درصد)، اعتبارسنجی (۱۶ درصد)، و آزمون (۲۰ درصد) تقسیم می شوند. این آماده سازی به مدل یادگیر (مثل اتوانکدر) امکان می دهد تا سطوح پلاسما را برای کاهش آلودگی پیش بینی کند [۱۰]. شکل ۴ پیش پردازش داده ها را نشان می دهد.

ذخیره آن ها در قالبی است که به راحتی قابل استفاده و تحلیل باشد.

این کد با احراز هویت از طریق Google API به Google Sheets متصل می شود، داده های ستون های A و D را دریافت و ترکیب می کند، آن ها را به DataFrame تبدیل کرده و با نام های Date, Temp, Humidity, Pressure, So₂ و Co₂ ذخیره می کند. سپس داده ها به فایل CSV ذخیره شده و آخرین ۸ سطر نمایش داده می شود.

یادگیری ماشین

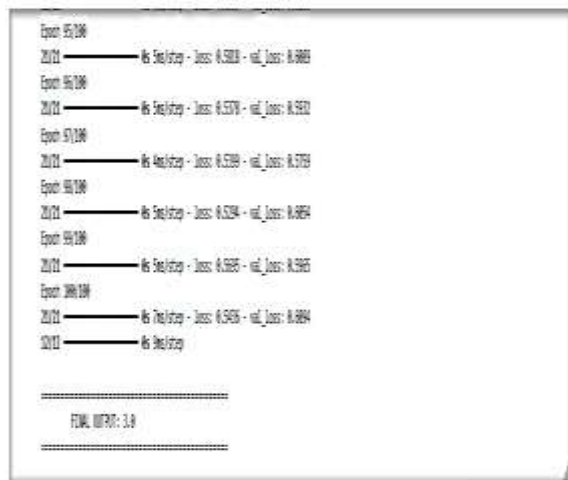
یادگیری ماشین زیرشاخه ای از هوش مصنوعی است که هدف آن توسعه الگوریتم هایی است که به سیستم ها اجازه می دهد بدون نیاز به برنامه ریزی مستقیم، از داده ها یاد بگیرند و عملکرد خود را بهبود دهند. این روش بر اساس ایجاد مدل هایی است که می توانند داده های ورودی را تحلیل کرده و پیش بینی های دقیقی انجام دهند. یادگیری ماشین به سه نوع اصلی تقسیم می شود:

در نوع اول، یادگیری نظارت شده، مدل با استفاده از داده های برچسب دار شامل ورودی و خروجی مشخص آموزش می بیند. هدف این روش یادگیری رابطه بین ورودی ها و خروجی ها برای پیش بینی مقادیر جدید است. به عنوان مثال، مدل می تواند قیمت یک خانه را بر اساس ویژگی هایی مانند مساحت، تعداد اتاق ها و مکان پیش بینی کند.

در نوع دوم، یادگیری بدون نظارت، داده ها بدون برچسب هستند و مدل برای یافتن الگوها و خوشه ها در داده ها آموزش می بیند. برای مثال، خوشه بندی مشتریان بر اساس رفتار خرید می تواند به شناسایی گروه های هدف در بازاریابی کمک کند.

در نوع سوم و نهایی، یادگیری تقویتی با تعامل مدل با محیط و دریافت بازخورد مثبت (پاداش) یا منفی (جریمه) کار می کند. این روش معمولاً در مسائل تصمیم گیری توالی دار، مانند بازی های شطرنج و Go، کاربرد دارد و از طریق تجربه، بهترین استراتژی ها را می آموزد [۸].

کنند [۱۲]. شکل ۵ خروجی بعد از آموزش مدل را نشان می‌دهد.



شکل ۵. خروجی نهایی بعد از اعمال یادگیری، عددی بین ۰ تا ۳ خطای میانگین مربعات (MSE) که در شکل ۶ آمده است معیاری برای ارزیابی میزان اختلاف بین مقادیر پیش‌بینی شده آلودگی و مقادیر واقعی آن است. این خطا با محاسبه مجموع مربعات اختلاف بین پیش‌بینی‌های مدل و مقادیر واقعی پارامترهایی مانند CO₂، دما، رطوبت، و فشار و سپس تقسیم آن بر تعداد نمونه‌ها به دست می‌آید. مقادیر بزرگ‌تر MSE نشان می‌دهند که مدل در پیش‌بینی شرایط آلودگی کمتر دقیق عمل کرده است و نیاز به بهینه‌سازی بیشتری برای کاهش این اختلاف‌ها و در نهایت کنترل بهتر آلودگی‌ها وجود دارد.

```

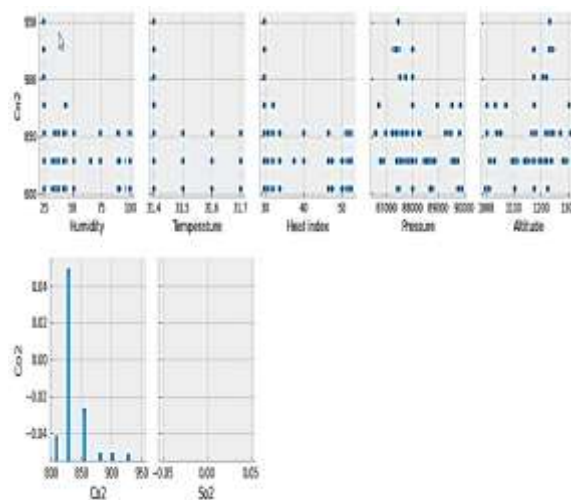
loss = autoencoder.evaluate(X_weighted, X_weighted)
print(f'Test Loss (MSE): {loss}')
  
```

```

12/12 ----- 0s 22ms/step - loss: 2.7659
Test Loss (MSE): 1.6012630462646484
  
```

شکل ۶. خطای MSE

مقایسه ورودی و خروجی بازسازی شده در شکل ۷ نشان داده شده است. در این مدل به منظور ارزیابی دقت شبکه عصبی در تشخیص الگوهای آلودگی و بازسازی شرایط محیطی عمل مقایسه انجام می‌شود. در واقع، هدف از این مقایسه این است که بررسی شود آیا مدل توانسته است پارامترهایی مانند دما، رطوبت، فشار، و به‌ویژه CO₂ را به درستی بازسازی کند یا خیر. هر چه اختلاف بین داده‌های ورودی و خروجی بازسازی شده کمتر باشد، نشان‌دهنده عملکرد بهتر مدل در شناسایی دقیق شرایط آلودگی و پیش‌بینی میزان بهینه پلاسمای برای کاهش آلاینده‌ها است.



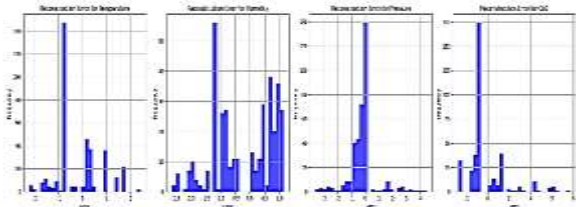
شکل ۴. نمودار pair plot برای پیش پردازش داده‌ها

اعمال مدل و ارزیابی

در این مقاله برای کاهش آلودگی هوا با استفاده از شبکه عصبی اتوانکودر، این روش را به عنوان روشی برای شناسایی الگوهای پنهان در داده‌های محیطی به کار می‌بریم. هدف این است که داده‌های مربوط به پارامترهایی مانند دما، رطوبت، فشار و CO₂ را به‌گونه‌ای پردازش کنیم که ویژگی‌های مهم از داده‌ها استخراج شود و با استفاده از این ویژگی‌ها، شرایط بحرانی یا غلظت بالای CO₂ شناسایی گردد. اتوانکودرها با فشرده‌سازی داده‌ها و حفظ اطلاعات مهم، می‌توانند به ما کمک کنند تا تصمیمات بهینه‌تری برای کنترل و کاهش آلودگی اتخاذ کنیم [۱۱].

استفاده از اتوانکودر دلایل متعددی دارد که آن را به یک انتخاب مناسب برای تحلیل داده‌های مربوط به آلودگی هوا تبدیل می‌کند. اول اینکه، اتوانکودرها به‌طور خاص برای کاهش ابعاد داده‌ها بدون از دست دادن اطلاعات کلیدی طراحی شده‌اند، که این ویژگی آن‌ها را برای پردازش داده‌های چندبعدی مانند دما، رطوبت، فشار و CO₂ ایده‌آل می‌کند. علاوه بر این، اتوانکودرها قادرند روابط پیچیده و غیرخطی بین پارامترهای مختلف را یاد بگیرند و الگوهای پنهانی که ممکن است در روش‌های دیگر نادیده گرفته شوند، شناسایی کنند. این قابلیت در تحلیل چندعاملی داده‌ها بسیار مؤثر است. همچنین، با استفاده از اتوانکودر، می‌توان به پارامترهای مختلف وزن‌دهی کرد، به‌ویژه به پارامترهای مهم‌تری مانند CO₂ این کار باعث می‌شود که اتوانکودر با تمرکز بیشتری روی این پارامترها عمل کند و بتواند الگوهای را شناسایی کند که به کاهش آلودگی کمک

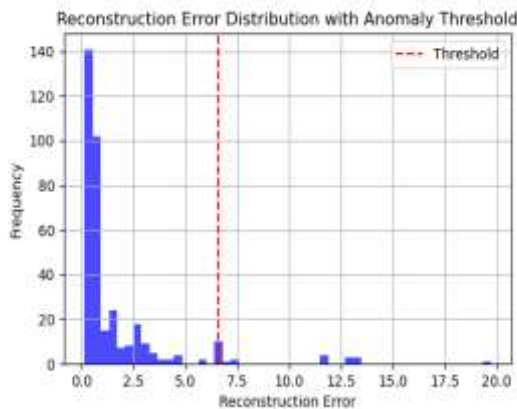
می‌توانیم تشخیص دهیم که مدل برای کدام پارامترها عملکرد بهتری داشته و کجا نیاز به بهبود دارد تا بتوانیم کنترل بهتری روی آلاینده‌ها و شرایط محیطی داشته باشیم.



شکل ۹. نمودار توزیع خطاهای بازسازی برای هر پارامتر

تشخیص ناهنجاری‌ها

تشخیص ناهنجاری‌ها در مدل اتوانکدر کمک می‌کند تا شرایط غیرعادی در داده‌های محیطی مانند CO₂، دما، رطوبت و فشار شناسایی شوند. شکل ۱۰ نمودار تشخیص ناهنجاری را نشان می‌دهد. ناهنجاری‌ها ممکن است نشان‌دهنده افزایش ناگهانی آلودگی یا شرایط بحرانی باشند که نیاز به اقدامات فوری دارند. با شناسایی این ناهنجاری‌ها، می‌توان به‌طور مؤثرتر به کنترل و کاهش آلاینده‌ها پرداخته شود. این فرآیند می‌تواند به پیش‌بینی وضعیت‌های خطرناک و مدیریت بهینه فرآیندهای کاهش آلودگی کمک کند.



شکل ۱۰. نمودار تشخیص ناهنجاری‌ها

شکل ۱۱ ارسال نتیجه نهایی به گوگل شیت را نشان می‌دهد.



شکل ۱۱. ارسال نهایی نتیجه به گوگل شیت برای ارسال دیتا به

ESP32

```
X_pred = autoencoder.predict(X_weighted)
print("Original vs Reconstructed:")
print(np.concatenate([X_weighted[:5], X_pred[:5]], axis=1))
```

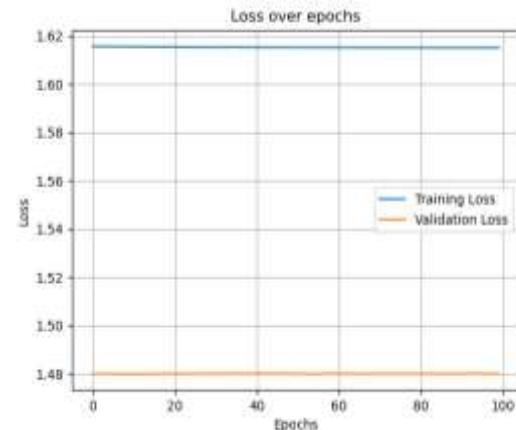
12/12 ————— 0s 12ms/step

Original vs Reconstructed:

```
[[-0.79824382 -1.18683521 -0.08776978  7.13770814  1.2593174 ]
 [-0.79824382 -1.18683521 -0.07582361  5.17314244  0.77421945]
 [-0.79824382 -1.18683521 -0.07104515  5.17314244  0.77523363]
 [-0.79824382 -1.18683521 -0.08776978  5.17314244  0.77172464]
 [-0.79824382 -1.18683521 -0.08060208  5.17314244  0.77321917]]
```

شکل ۷. مقایسه ورودی و خروجی بازسازی شده

از آنجا که مدل اتوانکدر به‌طور پیش‌فرض دقت (accuracy) را اندازه‌گیری نمی‌کند، در این مدل‌ها معیار اصلی برای ارزیابی عملکرد، مقدار loss است. در فرآیند بازسازی داده‌ها، مانند مدل‌های اتوانکدر که به شبیه‌سازی و پیش‌بینی شرایط آلودگی می‌پردازند، loss معیاری است که نشان می‌دهد چقدر مدل قادر به بازسازی دقیق داده‌های محیطی مانند CO₂، دما، رطوبت، و فشار است. با رسم نمودار loss می‌توانیم روند کاهش خطا و بهبود عملکرد مدل در شبیه‌سازی شرایط آلودگی و پیش‌بینی میزان بهینه پلاسما برای کاهش آلاینده‌ها را مشاهده کنیم. شکل ۸ دقت مدل را نشان می‌دهد.



شکل ۸. دقت (accuracy)

نمودار توزیع خطاهای بازسازی برای هر پارامتر

توزیع خطاهای پیش‌بینی‌شده توسط مدل اتوانکدر را برای هر یک از پارامترهای محیطی مانند دما، رطوبت، فشار، و CO₂ نشان می‌دهد. شکل ۹ نمودار توزیع خطا را نشان می‌دهد. این نمودارها به‌ویژه برای بررسی میزان دقت مدل در بازسازی هر پارامتر و شناسایی هرگونه الگوی غیرعادی یا انحراف از پیش‌بینی‌ها مفید است. با تحلیل این توزیع‌ها

ابتداء، داده های محیطی با استفاده از حسگرهای دما و رطوبت (DHT22)، CO₂ (MG812) و SO₂ (MQ136) جمع آوری شده و از طریق برد ESP32 به Google Sheets ارسال می شود. پس از ذخیره سازی این داده ها در قالب فایل CSV، آن ها به یک مدل یادگیر خودموزگار (Autoencoder) منتقل می شوند تا تحلیل های لازم انجام گیرد.

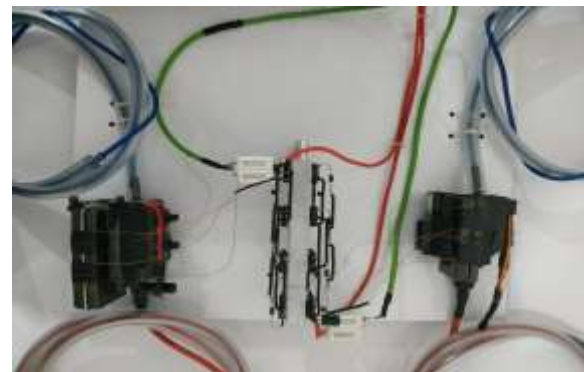
مدل یادگیری ماشین خروجی هایی در بازه صفر تا سه تولید می کند که نشان دهنده سطح بهینه پلاسما برای کاهش آلودگی است. این خروجی ها مجدداً به Google Sheets ارسال شده و بر اساس آن، برد کنترل پلاسما تنظیمات لازم را برای بهینه سازی سطح پلاسما و کاهش آلاینده ها اعمال می کند.

این مقاله یک راه حل نوآورانه و کاربردی برای کاهش آلودگی هوا از طریق ترکیب فناوری های اینترنت اشیا، یادگیری ماشین و پلاسما ارائه می دهد. نتایج حاصل از این پژوهش می تواند به بهبود کیفیت هوای محیط زیست و کاهش تأثیرات منفی تولید سیمان بر سلامت عمومی کمک کند. علاوه بر این، این سیستم قابلیت تعمیر به سایر صنایع را نیز دارد و می تواند برای حل مشکلات مشابه در حوزه های مختلف مورد استفاده قرار گیرد. با توجه به اهمیت این تحقیق، انتظار می رود که پیشرفت های بیشتری در فناوری های کنترل آلودگی و پایداری محیط زیست حاصل شود.

- [1] Zhu X, Yang J, Huang Q, Liu T. A review on pollution treatment in cement industrial areas: from prevention techniques to python-based monitoring and controlling models. *Processes*. 2022 Dec 13;10(12):2682.
- [2] Hatton PV, Hurrell-Gillingham K, Brook IM. Biocompatibility of glass-ionomer bone cements. *Journal of dentistry*. 2006 Sep 1;34(8):598-601.
- [3] Smith DC. Medical and dental applications of cements. *Journal of biomedical materials research*. 1971 Mar;5(2):189-205.
- [4] Dorozhkin SV. Calcium orthophosphate cements for biomedical application. *Journal of Materials Science*. 2008 May;43(9):3028-57.
- [5] Muqita SG, Indrasari W, Suhendar H, Marpaung MA. KARAKTERISASI DAN PENGUJIAN SENSOR MQ-7 DAN MQ-136 UNTUK PENGEMBANGAN SISTEM MONITORING KONSENTRASI GAS KARBON MONOKSIDA (CO) DAN SULFUR DIOKSIDA (SO₂). In *PROSIDING SEMINAR*

تولید پلاسما

برای تولید پلاسما از مبدل Flyback ZVS استفاده می شود که ولتاژهای بسیار بالا را تولید و کنترل می کند. ترانسفورماتور فلایبک انرژی مغناطیسی را به ولتاژ خروجی بالا تبدیل کرده و از ترانس های CRT برای تولید ولتاژ تا ۳۴ کیلوولت بهره می برد. با اتصال سری دو ترانسفورماتور، ولتاژ خروجی به ۶۷ کیلوولت می رسد. ولتاژ خروجی با منبع تغذیه متغیر کنترل شده و اجزای مدار با رزین اپوکسی عایق بندی شده اند تا از تخلیه الکتریکی جلوگیری شود. استفاده از توپولوژی ZVS باعث کاهش تلفات و افزایش بازدهی می شود [۱۳]. شکل ۱۲ مدار نهایی پیشنهادی و شکل ۱۳ ایجاد پلاسما و برقراری ارتباط را نشان می دهد.



شکل ۱۲. مدار نهایی تولید پلاسما



شکل ۱۳. ایجاد و تولید پلاسما

نتیجه گیری

مقاله حاضر به بررسی و طراحی یک سیستم نوین برای کاهش آلودگی در کارخانه های سیمان با بهره گیری از فناوری های پیشرفته اینترنت اشیا، یادگیری ماشین و پلاسما می پردازد. در این پژوهش، ترکیبی از فناوری های مدرن به کار گرفته شده است تا کیفیت هوا بهبود یابد و تأثیرات منفی فرآیندهای تولید سیمان کاهش یابد.

- [11] Boakye K, Fenton K, Simske S. Machine Learning Algorithm to Predict CO2 Using a Cement Manufacturing Historic Production Variables Dataset: A Case Study at Union Bridge Plant, Heidelberg Materials, Maryland. *Journal of Manufacturing and Materials Processing*. 2023 Nov 8;7(6):199.
- [12] Mishra RK, Reddy GS, Pathak H. The understanding of deep learning: A comprehensive review. *Mathematical Problems in Engineering*. 2021;2021(1):5548884.
- [13] Kourti I, Deegan D, Boccaccini AR, Cheeseman CR. Use of DC plasma treated air pollution control (APC) residue glass as pozzolanic additive in portland cement. *Waste and Biomass Valorization*. 2013 Dec;4:719-28.
- NASIONAL FISIKA (E-JOURNAL) 2024 Jan 31 (Vol. 12).
- [6] Saptiani P, Aziz MH, Iriyanti M, Aminudin A. The electrical properties characterization of MG-811 gas sensor toward the temperature alteration of soil testing chamber. In *Journal of Physics: Conference Series* 2019 Nov 1 (Vol. 1280, No. 2, p. 022058). IOP Publishing.
- [7] Yassine A, Singh S, Hossain MS, Muhammad G. IoT big data analytics for smart homes with fog and cloud computing. *Future Generation Computer Systems*. 2019 Feb 1;91:563-73.
- [8] Alpaydin E. *Introduction to machine learning*. MIT press; 2020 Mar 24.
- [9] Schmidhuber J. Deep learning in neural networks: An overview. *Neural networks*. 2015 Jan 1;61:85-117.
- [10] Yang H. *Data preprocessing*. Pennsylvania State Univ. Citeseer. 2018.

Design and Implementation of a Factory Pollutant Monitoring System using Plasma by Self-Encoding Neural Network

Mohammad Khodadadi Nezhad ^{*1}, Saba Joudaki ²

¹ Master of Science, Department of Computer Engineering, Khorramabad Branch, Islamic Azad University, Khorramabad, Iran.

² Assistant Professor, Department of Computer Engineering, Khorramabad Branch, Islamic Azad University, Khorramabad, Iran.

ARTICLE INFO

Article history:

Article Type: Research paper

Received: 10 September 2024

Revise: 03 December 2024

Accepted: 28 December 2024

Published: 18 March 2025

*Correspondence:

Saba.joudaki@iau.ac.ir

Keywords:

Internet of Things,
Machine Learning,
Self-Encoding Network,
Plasma,
Industrial Pollutants

ABSTRACT

A factory pollutant monitoring system using the Internet of Things (IoT), machine learning, and plasma technology has been designed and implemented. The goal is to effectively reduce pollution and absorb hazardous particles. So, an ESP32 electronic board has been used along with temperature and humidity (DHT22), carbon dioxide (MG812-CO₂), and sulfur dioxide (MQ136-SO₂) sensors to collect data and transmit it to the server via the IoT. The data is stored in Google Sheets and prepared for modeling after preprocessing. Then, an Autoencoder network has been used, due to its high ability to reduce dimensions and eliminate noise, reconstructs the data with minimal error. The Autoencoder extracts key features of the data to optimize the plasma level and pollution reduction. The results show that this system performs better in reducing pollution and energy consumption than traditional methods such as electro-filters. Also, high efficiency and cost reduction are advantages of this approach.