



دانشگاه صنعتی شاهرود

دانشکده‌ی مهندسی برق و رباتیک

پایان‌نامه دوره‌ی کارشناسی ارشد مهندسی برق – کنترل

طراحی سنسور نرم برای خنک‌کن کلینگر سیمان با استفاده از اطلاعات واقعی

دانشجو:

مریم سراج

استاد راهنما:

دکتر محمد حداد ظریف

استاد مشاور:

دکتر مهدی علیاری شوره‌دلی

بهمن ۱۳۹۴

اللَّهُمَّ صَلِّ عَلَى مُحَمَّدٍ

تقدیم به

فرشتگانی که سخات نابِ باورِ بودن، لذت و غرور دانستن، جبارت خواستن، عظمت
رسیدن و تمام تجربه‌های یکتا و زیبای زندگی ام مدیون حضور سبز آن‌هاست...

تقدیم به خانواده‌ی عزیزم

تقدیر و تشکر

استادان گرامی جناب آقایان دکتر محمد حداد ظریف و دکتر مهدی علیاری شوره دلی:
دلسوزی، تلاش و کوشش حضرات عالی در تعلیم و تربیت و انتقال معلومات و تجربیات
ارزشمند در کنار برقراری رابطه‌ی صمیمی و دوستانه برای کسب علم و دانش حقیقتاً قابل ستایش
است. اینجانب بر خود وظیفه می‌دانم در کسوت شاگردی از زحمات و خدمات ارزشمند شما
اساتید گران قدر تقدیر و تشکر نمایم.

و در انتها، از تمامی عزیزانی که در طول پایان نامه افتخار همراهی با آنان را داشته‌ام مخصوصاً جناب
آقای دکتر علیرضا فاتحی و جناب آقای حلد طلوعی کمال تشکر را دارم. همچنین قدردان
دوستان گرانقدرم فرنام نصیری، آرزو عنابستانی و محمد حسین کامروا که در طول پروژه یار و یاور
من بوده‌اند هستم.

تهدیه نامه

اینجانب مریم سراج دانشجوی دوره‌ی کارشناسی ارشد رشته‌ی مهندسی برق دانشکده‌ی برق و رباتیک دانشگاه صنعتی شاهرود نویسنده‌ی پایان‌نامه با عنوان طراحی سنسور نرم برای خنک‌کن کلینکر سیمان با استفاده از اطلاعات واقعی، تحت راهنمایی دکتر محمد حداد ظریف و مشاوره‌ی دکتر مهدی علیاری شوره دلی متعهد می‌شوم:

- تحقیقات در این پایان‌نامه توسط اینجانب انجام شده است و از صحت و اصالت برخوردار است.
- در استفاده از نتایج پژوهش‌های محققان دیگر به مرجع مورداستفاده استناد شده است.
- مطالب مندرج در پایان‌نامه تاکنون توسط خود یا فرد دیگری برای دریافت هیچ نوع مدرک یا امتیازی در هیچ‌جا ارائه نشده است.
- کلیه حقوق معنوی این اثر متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می‌باشد و مقالات مستخرج با نام «دانشگاه صنعتی شاهرود» و یا "Shahrood University of Technology" به چاپ خواهد رسید.
- حقوق معنوی تمام افرادی که در بدست آمدن نتایج اصلی پایان‌نامه تأثیرگذار بوده‌اند، در مقالات مستخرج از پایان‌نامه رعایت می‌گردد.
- در تمام مراحل انجام این پایان‌نامه، در مواردی که از موجود زنده (یا بافت‌های آن‌ها) استفاده شده است، ضوابط و اصول اخلاقی رعایت شده است.
- در تمام مراحل انجام این پایان‌نامه، در مواردی که به حوزه‌ی اطلاعات شخصی افراد دسترسی یافته یا استفاده شده است اصل رازداری، ضوابط و اصول اخلاق انسانی رعایت شده است.

تاریخ

امضای دانشجو

مالکیت نتایج و حق نشر

- تمام حقوق معنوی این اثر و محصولات آن (مقالات مستخرج، کتاب، برنامه‌های رایانه‌ای، نرم‌افزارها و تجهیزات ساخته‌شده) متعلق به دانشگاه صنعتی شاهرود می‌باشد. این مطلب باید به نحو مقتضی در تولیدات علمی مربوطه ذکر شود.
- استفاده از اطلاعات و نتایج موجود در پایان‌نامه بدون ذکر مرجع مجاز نمی‌باشد.

چکیده

با توجه به اهمیت خنک‌کن‌های کلینکر در صنعت سیمان و عدم وجود یک مدل قابل قبول برای آن، شناسایی و پیش‌بینی وضعیت خنک‌کن از ملزومات شبیه‌سازی و اتوماسیون آن می‌باشد. خنک‌کن مشبک یک سیستم پیچیده‌ی غیرخطی و چندمتغیره است که در این پایان‌نامه با استفاده از شبکه عصبی و روش شناسایی غیرخطی به شبیه‌سازی آن پرداخته شده است. از آنجاکه داده‌های مورد استفاده، از سیستم واقعی استخراج شده است؛ بنابراین، انجام عملیات پیش‌پردازش بر روی داده‌های موجود یکی از مهم‌ترین و دشوارترین مراحل شناسایی می‌باشد. نتایج حاصل از اعمال روش مطرح‌شده بر روی داده‌های واقعی خنک‌کن مشبک سیمان نشان‌دهنده‌ی کارآیی بالای روش ارائه‌شده در پیش‌بینی عملکرد این سیستم صنعتی می‌باشد.

همچنین، اگرچه سخت‌افزارهای بسیاری برای اندازه‌گیری متغیرهای این واحد صنعتی وجود دارد، اما هنوز هم بسیاری از متغیرهای آن نظیر ضخامت لایه‌ی کلینکر و یا فشار زیر شبکه در اتاقک گرم از طریق تجزیه و تحلیل آزمایشگاهی بدست می‌آیند که راهی پرهزینه است و برای نظارت آنلاین و لحاظ تأخیرهای قابل توجه، کافی نمی‌باشد. برای حل این مشکل، می‌توان این متغیرها را به وسیله‌ی متغیرهای قابل اندازه‌گیری تخمین زد که به این روش به اصطلاح سنسور نرم یا سنسور مجازی گفته می‌شود. در این پایان‌نامه با بهره‌گیری از یک شبکه عصبی MLP اقدام به طراحی سنسورهای نرم برای آن دسته از متغیرهایی از خنک‌کن مشبک شده است که اندازه‌گیری آن‌ها به روش فیزیکی دشوار است. نتایج بدست آمده حاکی از دقت بالای سنسورهای پیشنهادی می‌باشد.

کلمات کلیدی: خنک‌کن مشبک، سیستم غیرخطی، شناسایی سیستم، سنسور نرم، شبکه عصبی.

لیست مقالات مستخرج از پایان نامه

1. Identification of Nonlinear Simulator Model of a Cement Grate Cooler by Neural Network

2. Data-Driven Soft-sensor for Cement Grate Cooler Based on Artificial Neural Network

۳. شناسایی و پیش‌بینی ضخامت لایه‌ی کلینکر در خنک‌کن سیمان با استفاده از شبکه‌عصبی و الگوریتم ژنتیک

۴. طراحی سنسور نرم‌افزاری برای تعیین ضخامت لایه‌ی کلینکر در خنک‌کن سیمان با استفاده از شبکه‌عصبی

فهرست مطالب

فصل ۱ مقدمه ۱

- ۱-۱ مقدمه ۱
- ۲-۱ واحد خنک کن کلینکر سیمان ۲
- ۳-۱ سنسور نرم ۴
- ۴-۱ شناسایی سیستم ۶
- ۵-۱ اهداف پایان نامه ۷
- ۶-۱ ساختار پایان نامه ۸

فصل ۲ فرآیند تولید سیمان ۹

- ۱-۲ مقدمه ۹
- ۲-۲ مواد تشکیل دهنده ی سیمان ۱۰
- ۳-۲ مراحل تولید سیمان ۱۲
- ۱-۳-۲ استخراج و انتقال مواد اولیه ۱۳
- ۲-۳-۲ خرد کردن مواد اولیه ۱۴
- ۳-۳-۲ مخلوط کردن اولیه و ذخیره سازی ۱۴
- ۴-۳-۲ خشک کردن مواد اولیه ۱۵
- ۵-۳-۲ آسیاب مواد خام ۱۵
- ۶-۳-۲ سیلوی مواد خام ۱۵
- ۷-۳-۲ تهیه ی خوراک کوره ۱۶
- ۸-۳-۲ پیش گرم کن ۱۷
- ۹-۳-۲ پیش کلسینه کن ۱۸
- ۱۰-۳-۲ کوره ۱۸
- ۱۱-۳-۲ خنک کن ۱۹
- ۱۲-۳-۲ فیلتر الکترواستاتیک ۱۹
- ۱۳-۳-۲ سیلوی کلینکر ۲۰
- ۱۴-۳-۲ آسیاب سیمان ۲۰

۲۰.....	۱۵-۳-۲ سیلوی سیمان
۲۱.....	۱۶-۳-۲ بارگیری و انتقال سیمان
۲۱.....	۴-۲ واحد خنک کن سیمان
۲۳.....	۱-۴-۲ اساس کار خنک کن مشبک
۲۴.....	۲-۴-۲ پارامترهای خنک کن مشبک
۲۷.....	فصل ۳ سنسور نرم و شناسایی سیستم
۲۷.....	۱-۳ مقدمه
۲۷.....	۲-۳ کاربردهای سنسور نرم
۲۸.....	۱-۲-۳ تخمین متغیرها برای اهداف پایش و کنترل
۲۸.....	۲-۲-۳ کاهش تجهیزات اندازه گیری، زمان و هزینه
۲۸.....	۳-۲-۳ بررسی صحت عملکرد سنسور و تشخیص و شناسایی عیب
۲۹.....	۴-۲-۳ سیستم پشتیبان برای تجهیزات اندازه گیری
۳۰.....	۳-۳ انواع سنسور نرم
۳۰.....	۱-۳-۳ سنسور نرم داده-پایه
۳۱.....	۲-۳-۳ سنسور نرم مدل-پایه
۳۱.....	۳-۳-۳ سنسور نرم ترکیبی
۳۲.....	۴-۳ مدل های سنسور نرم
۳۲.....	۱-۴-۳ سنسور نرم مبتنی بر تحلیل مکانیزم فرآیند
۳۲.....	۲-۴-۳ سنسور نرم مبتنی بر تحلیل رگرسیون
۳۲.....	۳-۴-۳ سنسور نرم مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی (ANN)
۳۳.....	۴-۴-۳ سنسور نرم بر پایه ی حداقل مربعات-ماشین بردار پشتیبان (LS-SVM)
۳۳.....	۵-۳ مراحل طراحی سنسور نرم
۳۵.....	۱-۵-۳ جمع آوری داده ها
۳۵.....	۲-۵-۳ پیش پردازش داده ها
۳۸.....	۳-۵-۳ انتخاب متغیرهای مؤثر مدل
۴۴.....	۴-۵-۳ انتخاب ساختار مدل

- ۴۷ ۵-۵-۳ انتخاب معیار برای آموزش مدل
- ۴۹ ۶-۵-۳ شناسایی مدل
- ۵۰ ۷-۵-۳ اعتبارسنجی مدل

فصل ۴ شناسایی سیستم و طراحی سنسور نرم برای خنک‌کن کلینگر سیمان.....۵۳

- ۵۳ ۱-۴ مقدمه
- ۵۴ ۲-۴ مدل‌های غیرخطی دارای پس‌خورد
- ۵۵ ۳-۴ آماده‌سازی داده‌ها
- ۵۵ ۱-۳-۴ کاهش تعداد نمونه‌ها
- ۵۹ ۲-۳-۴ فیلتر کردن داده‌ها
- ۶۲ ۳-۳-۴ نرمال‌سازی داده‌ها
- ۶۲ ۴-۴ تقسیم‌بندی داده‌ها
- ۶۳ ۱-۴-۴ انتخاب تصادفی از مجموعه‌ی داده‌ها
- ۶۳ ۲-۴-۴ انتخاب تصادفی از مجموعه‌ی ۰/۱ داده‌ها
- ۶۴ ۳-۴-۴ اعتبارسنجی ۱۰ قسمتی (۱۰ لایه‌ای)
- ۶۴ ۴-۴-۴ انتخاب از مجموعه‌ی انتقال‌یافته‌ی داده‌ها
- ۶۴ ۵-۴ شناسایی سیستم با کمک شبکه‌عصبی MLP
- ۶۵ ۱-۵-۴ مقادیر اولیه‌ی پارامترهای آموزش شبکه
- ۶۵ ۲-۵-۴ مقادیر بهینه‌ی پارامترهای آموزش شبکه
- ۶۹ ۳-۵-۴ مدل پیش‌بین با استفاده از شبکه‌عصبی
- ۷۳ ۴-۵-۴ مدل سنسور نرم با استفاده از شبکه‌عصبی

فصل ۵ نتیجه‌گیری و پیشنهادها.....۷۹

- ۷۹ ۱-۵ نتیجه‌گیری
- ۸۰ ۲-۵ پیشنهادها

فهرست شکل‌ها

- شکل ۱-۱ ورودی‌ها و خروجی‌های سنسور نرم ۶
- شکل ۱-۲ بلور سیمان ۱۲
- شکل ۲-۲ مراحل تولید سیمان پرتلند ۱۲
- شکل ۳-۲ ساختار خنک‌کن مشبک کلینکر سیمان ۲۲
- شکل ۴-۲ ساختار خنک‌کن مشبک به‌فرم جعبه‌سیاه ۲۴
- شکل ۱-۳ انواع سنسور نرم [34] ۳۰
- شکل ۲-۳ مدل‌های سنسور نرم ۳۲
- شکل ۳-۳ رسم توضیحی طراحی سنسور نرم داده پایه ۳۴
- شکل ۴-۳ انواع فیلترهای معرفی شده ۳۶
- شکل ۵-۳ نحوه‌ی عملکرد فیلتر میانه روی یک سیگنال خام ۳۷
- شکل ۶-۳ روش‌های مختلف انتخاب متغیرهای مؤثر از غیرمؤثر ۳۹
- شکل ۷-۳ الگوریتم ژنتیک برای انتخاب دینامیک مؤثر ورودی ۴۳
- شکل ۸-۳ نمایش کروموزوم ۴۲
- شکل ۹-۳ توابع تحریک (به‌ترتیب از راست به چپ): حد آستانه، خطی و تانژانت-سیگموئید... ۴۷
- شکل ۱۰-۳ نمونه‌ی یک شبکه‌عصبی MLP تک‌لایه ۴۹
- شکل ۱-۴ مدل‌های غیرخطی دارای پس‌خورد (الف) مدل سری-موازی و (ب) مدل موازی ۵۵
- شکل ۲-۴ نمونه‌برداری از داده‌ها برای زیرسیستم اول ۵۶
- شکل ۳-۴ نمونه‌برداری از داده‌ها برای زیرسیستم دوم ۵۷
- شکل ۴-۴ نمونه‌برداری از داده‌ها برای زیرسیستم سوم ۵۸
- شکل ۵-۴ فیلتر کردن داده‌های زیرسیستم اول ۵۹
- شکل ۶-۴ فیلتر کردن داده‌های زیرسیستم دوم ۶۰
- شکل ۷-۴ فیلتر کردن داده‌های زیرسیستم سوم ۶۲
- شکل ۸-۴ ساختار مدل پیش‌بین برای خنک‌کن مشبک ۶۹
- شکل ۹-۴ مدل پیش‌بین ارائه‌شده برای تخمین ضخامت لایه‌ی کلینکر ۶۹
- شکل ۱۰-۴ صحت‌سنجی مدل پیش‌بین ارائه‌شده برای تخمین ضخامت لایه‌ی کلینکر ۷۰
- شکل ۱۱-۴ مدل پیش‌بین ارائه‌شده برای تخمین دمای دود خروجی، دمای هوای دوم و دمای کلینکر در انتهای خنک‌کن ۷۱

- شکل ۴-۱۲ صحت‌سنجی مدل پیش‌بین ارائه‌شده برای تخمین دمای دود خروجی، دمای هوای دوم و دمای کلینکر در انتهای خنک‌کن ۷۲
- شکل ۴-۱۳ مدل پیش‌بین ارائه‌شده برای تخمین فشار اتاقک اول (اتاقک گرم) ۷۲
- شکل ۴-۱۴ صحت‌سنجی مدل پیش‌بین ارائه‌شده برای تخمین فشار اتاقک اول (اتاقک گرم) . ۷۳
- شکل ۴-۱۵ ساختار مدل سنسور نرم برای خنک‌کن مشبک ۷۴
- شکل ۴-۱۶ سنسور نرم پیشنهادی برای تخمین ضخامت لایه‌ی کلینکر ۷۴
- شکل ۴-۱۷ صحت‌سنجی سنسور نرم پیشنهادی برای تخمین ضخامت لایه‌ی کلینکر ۷۵
- شکل ۴-۱۸ سنسور نرم پیشنهادی برای تخمین دمای دود خروجی، دمای هوای دوم و دمای کلینکر در انتهای خنک‌کن ۷۶
- شکل ۴-۱۹ صحت‌سنجی سنسور نرم پیشنهادی برای تخمین دمای دود خروجی، دمای هوای دوم و دمای کلینکر در انتهای خنک‌کن ۷۷
- شکل ۴-۲۰ سنسور نرم پیشنهادی برای تخمین فشار اتاقک اول (اتاقک گرم) ۷۷
- شکل ۴-۲۱ صحت‌سنجی سنسور نرم پیشنهادی برای تخمین فشار اتاقک اول (اتاقک گرم) ... ۷۸

فهرست جدول‌ها

- جدول ۲-۱ متغیرهای توصیفی ساختار خنک‌کن مشبک سیمان ۲۵
- جدول ۲-۲ زیرسیستم‌های توصیف‌کننده‌ی خنک‌کن مشبک سیمان ۲۶
- جدول ۴-۱ تعداد نرون‌های بهینه ۶۶
- جدول ۴-۲ تعداد بهینه‌ی دفعات آموزش شبکه ۶۶
- جدول ۴-۳ دینامیک‌های مؤثر ورودی انتخاب‌شده با روش انتخاب گام‌به‌گام ۶۷
- جدول ۴-۴ پارامترهای الگوریتم ژنتیک بکاررفته در مدل ۶۸
- جدول ۴-۵ دینامیک‌های مؤثر انتخاب‌شده با الگوریتم ژنتیک ۶۸
- جدول ۴-۶ RMS خطای آزمایش ۷۳
- جدول ۴-۷ RMS خطای آزمایش مدل پیش‌بین و شبیه‌ساز ۷۸

فصل ۱

مقدمه

۱-۱ مقدمه

در دهه‌های اخیر، پژوهش‌های بسیاری در زمینه‌ی شناسایی سیستم و شبیه‌سازی رفتار سیستم‌های صنعتی صورت گرفته است. با توجه به اهمیت خنک‌کن سیمان در صنعت و عدم وجود یک مدل قابل قبول برای آن، شناسایی و پیش‌بینی وضعیت آن از ملزومات شبیه‌سازی و اتوماسیون این واحد می‌باشد. در دست داشتن یک مدل جامع از خنک‌کن می‌تواند به شناخت بهتر رفتار سیستم و کنترل آن کمک شایانی نماید.

خنک‌کن سیمان یک سیستم چندمتغیره است که رفتاری غیرخطی دارد. برخی از این متغیرها در کیفیت نهایی محصول نقش بسیار مهمی را ایفا می‌کنند. صنعت‌گران به منظور بهبود کیفیت تولید این محصول، کاهش هزینه‌ها، افزایش میزان تولید و در کل افزایش راندمان فرآیندهای صنعتی، از سیستم‌های پیچیده و هوشمند برای اندازه‌گیری و کنترل استفاده می‌کنند. مهندسين در همین راستا و برای رفع نیازهای صنعت، همواره در حال تحقیق و پژوهش برای هوشمندسازی هرچه بیشتر سیستم‌های صنعتی هستند. روش‌هایی هم که برای شناسایی مدل و هوشمندسازی استفاده می‌شود، روزبه‌روز در حال اصلاح و به‌روزرسانی می‌باشد.

حال اگر عملیات شناسایی و هوشمندسازی سیستم با داده‌های واقعی صورت گیرد می‌توان با استفاده از نتایج بدست آمده، عملکرد سیستم مورد مطالعه را بهتر و دقیق‌تر پیش‌بینی کرد و در پی آن برای بهبود عملکرد سیستم، اقدامات کنترلی لازم را اعمال نمود.

۱-۲ واحد خنک کن کلینکر سیمان

صنعت سیمان از جمله مهم‌ترین صنایع موجود در کشور است و سیمان به‌عنوان مهم‌ترین کالای استراتژیک قرن حاضر به‌شمار می‌رود. با توجه به اهمیت این موضوع و اینکه بدست آوردن سیمان مطلوب، هدف نهایی هر کارخانه سیمانی است؛ کنترل نقش بسیار مهمی را در رسیدن به این هدف ایفا می‌کند. کنترل در سه بخش از کارخانه‌ی سیمان جایگاه ویژه‌ای دارد: ۱- مرحله‌ی ترکیب مواد (ترکیب خاک‌رس و آهک) برای ایجاد نسبت مناسبی از کربنات کلسیم و سیلیس، ۲- کنترل صحیح آسیاب مواد خام برای تشکیل کلینکر^۱ مناسب و ۳- کنترل کوره‌ی دوار و خنک‌کن‌ها (تولید کلینکر). از آنجاکه کنترل یک سیستم، نیازمند شناخت کافی از رفتار آن سیستم می‌باشد؛ بنابراین تلاش برای شناسایی مدل سیستم‌ها قابل توجیه می‌شود.

همچنین با توجه به اینکه مدت فعالیت یک کارخانه‌ی سیمان، ۲۴ ساعت در شبانه‌روز می‌باشد، واضح است وقفه در این امر، باعث کاهش درآمد آن و به‌معنای ضرر اقتصادی است. به‌علت گستردگی این صنعت، امکان نظارتی دقیق توسط متصدیان کارخانه وجود ندارد؛ بنابراین بهترین روش برای آگاه‌ماندن از وضعیت دستگاه‌های مختلف، علاوه بر داشتن مدلی دقیق و واقعی از رفتار دستگاه، استفاده از روش‌های اندازه‌گیری و نظارت مدرن به‌نظر می‌رسد. در واقع، کنترل کیفیت سیمان به‌همان اندازه که به نوع سیستم کنترل‌کننده وابسته است، به دقت تجهیزات ابزار دقیق نیز وابسته می‌باشد.

یکی از واحدهای مهم کارخانه‌ی سیمان، واحد خنک‌کن آن می‌باشد که نقش مهم و اساسی در کیفیت سیمان تولیدی دارد. خنک‌کن سیستمی غیرخطی و چندمتغیره با ساختار پیچیده است. با وجود تحقیقات گسترده‌ای که روی سیستم‌های خنک‌کن کلینکر انجام شده است، اما متأسفانه مدل مناسبی برای این فرآیند ارائه نشده است. تحقیقات اولیه در این زمینه را جانسون^۲ آغاز کرد و در رساله‌ی خود ضمن شبیه‌سازی فرآیند پخت کلینکر در کوره، به بررسی تأثیرات دینامیک‌های خنک‌کن مشبک^۳ در شبیه‌سازی فرآیند تولید سیمان پرداخت [1]. لیو^۴ و همکارانش، روابط استاتیکی برای بیان تغییر سرعت هوا و فشار در خنک‌کن‌های مشبک ارائه دادند که اگرچه برای رسیدن به آن‌ها از مشتق نسبت به زمان

¹ Clinker

² Johnson

³ Grate Cooler

⁴ Liu

استفاده شده است، اما نهایتاً روابطی مستقل از زمان هستند که تنها برای تعیین نقطه کار، مناسب می‌باشند [2]. دیمیتریس^۱، مدل دینامیکی ساده‌شده‌ای برای محاسبه‌ی فشار در خنک‌کن ارائه نموده که در واقع یک سیستم خطی تأخیردار مرتبه اول بوده و به‌منظور حذف نویزهای ناخواسته، یک فیلتر مرتبه اول به آن اضافه کرده است [4], [3]. با مرجع قرار دادن این مدل، کنترل‌کننده‌هایی برای بخش-های مختلف فرآیند سردکردن کلینکر ارائه شد: وانگ^۲ و یوان^۳، فشار شبکه^۴ را کنترل نموده‌اند [5]. ژانگ^۵ و لوو^۶ سیستم بازبایی حرارتی را مورد مطالعه و کنترل قرار دادند [6]. جان چاو^۷ و شاو هنگ^۸ نیز کنترل‌کننده‌ی فازی PID برای دمای سوم^۹ پیشنهاد دادند [7]. مدتی بعد، تویل^{۱۰} و همکاران، همچنین آهامد^{۱۱} و همکاران با تحلیل انرژی و انرژی تحقیقات خود را به‌منظور ارائه‌ی مدل خنک‌کن کلینکر آغاز نموده و مدلی برای تبادل گرمایی آن ارائه دادند [9], [8]. مندهارا^{۱۲} و شارما^{۱۳} نیز با تحلیل تعادل جرم و انرژی، به مدل‌سازی خنک‌کن کلینکر سیمان پرداخته و در نهایت با در نظر گرفتن شش حالت در شرایط مرزی، رفتار این سیستم را مدل کرده‌اند [10]. در ادامه‌ی تحقیقات در راستای پیشنهاد مدل مناسب برای خنک‌کن کلینکر، بدون استفاده از روابط فیزیکی قبلی به پیشنهاد مدل پرداخته شد. واردانا^{۱۴} حین کنترل PID-فازی فرآیند حلقه‌بسته، سیستم را شناسایی نموده است [11]. کاریکوو^{۱۵} و همکاران نیز، با در دست داشتن داده‌های یک خنک‌کن «ولگا-۷۵»^{۱۶}، به شناسایی یک مدل شبکه-عصبی دینامیکی با روش پیش‌بین پرداخته و مدل سه بخش از خنک‌کن سیمان را ارائه نمودند [12]. مشابه کار فاطمی‌مقدم و همکاران، همچنین فلاچپور و همکاران که با روش عصبی و فازی، کوره‌ی دوار سیمان را شناسایی و پیش‌بینی کرده و مدلی برای آن ارائه دادند [14], [13].

علاوه بر اهمیت بالای شناسایی مدل و پیش‌بینی رفتار خنک‌کن، تخمین متغیرهایی از خنک‌کن که در کیفیت نهایی محصول مؤثر می‌باشد نیز بسیار حائز اهمیت است. به‌عنوان مثال، برخی متغیرها نظیر ضخامت لایه‌ی کلینکر و فشار زیر شبکه در اتاقک گرم از جمله متغیرهایی هستند که تأثیر زیادی

¹ Dimitris² Wang³ Yuan⁴ Grate⁵ Zhang⁶ Lu⁷ Junchao⁸ Shaohong⁹ Tertiary Air¹⁰ Touil¹¹ Ahamed¹² Mundhara¹³ Sharma¹⁴ Wardana¹⁵ Karikov¹⁶ Volga-75

در کیفیت محصول خروجی از این واحد (یعنی کلینکر تولیدی) دارند، بنابراین لازم است تا حد امکان دقیق اندازه‌گیری و کنترل شوند. اگرچه سخت‌افزارهای بسیاری برای اندازه‌گیری چنین متغیرهایی وجود دارد، اما هنوز هم بسیاری از متغیرهای موردنظر از طریق تجزیه و تحلیل آزمایشگاهی بدست می‌آیند که راهی پرهزینه است و برای نظارت آنلاین و لحاظ تأخیرهای قابل توجه، مناسب نمی‌باشد. برای حل این مشکل، می‌توان این متغیرها را به وسیله‌ی متغیرهایی که اندازه‌گیری آن‌ها آسان است تخمین زد که به این روش به اصطلاح سنسور نرم^۱ یا سنسور مجازی^۲ گفته می‌شود [15]. این روش، عنوان مبحث جدیدی در علم کنترل است که امروزه مورد استقبال فراوان محققین این زمینه قرار گرفته است [16].

۱-۳ سنسور نرم

در هر فرآیند صنعتی، مجموعه‌ای از کمیت‌ها وجود دارد که در کیفیت محصول نهایی بسیار مؤثرند؛ بنابراین برای بهبود کیفیت محصول، داشتن اطلاعات کافی از این کمیت‌ها ضروری است. برای داشتن مقادیر این کمیت‌ها باید در محل، آن‌ها را اندازه‌گیری نمود. سنسور ابزاری برای اندازه‌گیری از کمیت موردنظر است. وقتی از سنسور سخت‌افزاری (فیزیکی) برای اندازه‌گیری کمیت موردنظر استفاده می‌شود، ابتدا باید سنسور در محل مناسب نصب گردد، سپس مقادیر اندازه‌گیری شده توسط مبدل به کمیتی که برای سیستم کنترل قابل دریافت باشد، مانند جریان یا ولتاژ تبدیل شود و در آخر این مقادیر توسط انتقال‌دهنده به سیستم‌های کنترلی ارسال شود. استفاده از این روش اندازه‌گیری همواره امکان‌پذیر نیست و ممکن است با مشکلاتی نظیر موارد زیر همراه باشد.

- خرابی سنسور
- دقت پایین سنسور
- هزینه‌ی بالای سنسور
- موجود نبودن سنسور
- تعمیر یا تعویض سنسور

¹ Soft Sensor

² Virtual Sensor

- قابل اندازه‌گیری نبودن کمیت
- اغتشاش و نویز زیاد در محیط
- تأخیر بالای تجهیزات اندازه‌گیری
- و

با توجه به مشکلاتی که در استفاده از سنسور سخت‌افزاری ممکن است رخ دهد و در بالا اشاره شد، نیاز به استفاده از یک روش دیگر برای تخمین کمیت‌های موردنظر احساس شد؛ بنابراین مهندسين و صنعت‌گران تلاش و تحقیق و پژوهش را برای رسیدن به یک روش جدید آغاز نمودند. از اواسط دهه‌ی ۶۰ میلادی موضوع شناسایی سیستم و روش‌های تخمین متغیر، مطرح شد. با استفاده از این روش‌ها، کمیت‌هایی که اندازه‌گیری آن‌ها با استفاده از سنسور سخت‌افزاری، غیرممکن یا دشوار بود تخمین زده شد. این روش جدید، سنسور نرم‌افزاری (مجازی) نامیده شد که به نام سنسور نرم مشهور است [17].

سنسور نرم یک ابزار کاربردی در بسیاری از زمینه‌های صنعتی شامل پالایشگاه، فرآیندهای شیمیایی، سیستم‌های قدرت صنایع غذایی و ... می‌باشد. یکی از کاربردهای آن، تخمین متغیرها و کمیت‌هایی است که اندازه‌گیری آن‌ها به روش فیزیکی امکان‌پذیر نیست یا سنجش آن‌ها بسیار دشوار می‌باشد.

سنسور نرم یک مدل ریاضی از سیستم است که با استفاده از روش‌های مدل‌سازی و شناسایی سیستم بدست می‌آید. ورودی این مدل، شامل متغیرهایی است که اندازه‌گیری آن‌ها آسان است^۱ (که متغیرهای دوم^۲، متغیرهای مستقل^۳، ویژگی‌های فرآیند^۴ نیز نامیده می‌شوند) و خروجی آن متغیرهایی هستند که اندازه‌گیری آن‌ها دشوار می‌باشد^۵ (که متغیرهای اولیه^۶، متغیرهای وابسته^۷، متغیرهای هدف^۸ نیز نامیده می‌شوند). در این پایان‌نامه، از واژه‌های متغیر اولیه و متغیر هدف برای توصیف ورودی‌ها و خروجی‌های سنسور نرم استفاده خواهد شد. متغیر اولیه، متغیر تأثیرگذار روی خروجی و متغیر هدف همان خروجی تخمین زده شده می‌باشد.

متغیرهای اصلی و متغیرهای هدف (در واقع همان ورودی‌ها و خروجی‌های سنسور نرم) در شکل

۱-۱ نشان داده شده است.

¹ Easy-to-Measure

² Secondary Variables

³ Independent Variables

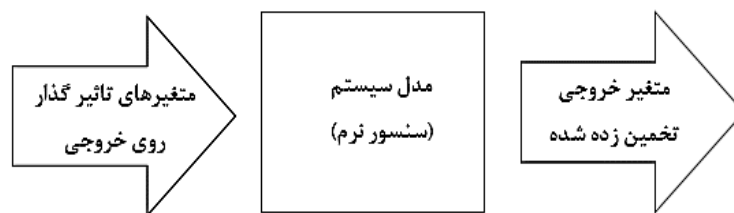
⁴ Process Features

⁵ Difficult-to-Measure

⁶ Primary Variables

⁷ Dependent Variables

⁸ Target Variables



شکل ۱-۱ ورودی‌ها و خروجی‌های سنسور نرم

در طول دهه‌ی گذشته، صدها کاربرد از سنسورهای نرم، تنها در صنایع گزارش شده است. برای مثال در صنعت سیمان، سنسور نرم برای تخمین آنلاین کیفیت کلینکر [18] و تخمین آنلاین اندازه‌ی ذرات [20], [19] که از جمله کاربردهای سنسور نرم برای اندازه‌گیری ثبات کیفیت محصول از طریق پیش‌بینی آنلاین هستند، توسعه یافته‌اند. همان‌طور که در [21] بیان شده است، گاهی اوقات سنسور نرم را می‌توان در فاصله‌زمانی که یک سنسور سخت‌افزاری توسط چند عملیات موازی به اشتراک گذاشته شده است، به‌عنوان یک سنسور سخت‌افزاری غیرقابل دسترس مورد استفاده قرار داد. همچنین سنسورهای نرم می‌توانند به‌عنوان سیستم پشتیبان استفاده شوند [22]. به‌عبارت‌دیگر در این کاربرد، زمانی که سنسورهای سخت‌افزاری برای تعمیر و نگهداری حذف می‌شوند، سنسورهای نرم اطلاعات فرآیندی قابل اعتمادی فراهم می‌کنند. علاوه بر این، سنسورهای نرمی که به‌صورت موازی با سنسورهای سخت‌افزاری کار می‌کنند می‌توانند برای تشخیص خطا^۱ بکار روند؛ درحالی‌که با جایگزینی مقادیر اندازه‌گیری شده توسط سنسورهای سخت‌افزاری معیوب با مقادیر تخمین زده شده از سنسورهای نرم، کنترل فرآیند ادامه یابد [23], [24].

۴-۱ شناسایی سیستم

در بخش قبل بیان شد که سنسور نرم، یک مدل ریاضی از سیستم است که با استفاده از روش‌های شناسایی سیستم بدست می‌آید. روش‌هایی که برای شناسایی سیستم وجود دارد را می‌توان به دو دسته‌ی خطی و غیرخطی تقسیم نمود. هرکدام از این دسته‌ها نیز به دو بخش قابل افراز است: خطی استاتیکی و دینامیکی، غیرخطی استاتیکی و دینامیکی. تفاوت دسته‌های خطی و غیرخطی، مدلی است که برای سیستم بدست می‌آید. در روش‌های خطی رابطه‌ی بین ورودی و خروجی به‌صورت خطی و در

¹ Fault Detection

روش‌های غیرخطی، رابطه‌ی ورودی و خروجی به شکل غیرخطی است. اگر ورودی و خروجی مدل مستقل از زمان باشد، مدل بدست آمده استاتیکی و در غیر این صورت مدل دینامیکی است.

روش‌هایی که برای شناسایی سیستم وجود دارد بسیار فراوان است. به‌عنوان چند نمونه از روش‌های خطی می‌توان به FIR¹، LS²، WLS³، RLS⁴، ARX⁵، ARMAX⁶ و ... اشاره نمود. روش‌های غیرخطی نیز عبارت است از شبکه‌های عصبی MLP⁷ و RBF⁸، شبکه فازی، شبکه عصبی-فازی و از آنجاکه اکثر سیستم‌های صنعتی دارای رفتار غیرخطی هستند؛ بنابراین برای شناسایی این سیستم‌ها معمولاً از روش‌های غیرخطی استفاده می‌شود. شبکه‌عصبی یک روش رایج برای شناسایی توابع غیرخطی است که می‌تواند هر تابعی را با هر دقتی تخمین بزند.

بعد از انتخاب روش شناسایی، انتخاب یک مدل مناسب برای سیستم از دشوارترین مراحل شناسایی می‌باشد؛ اما اگر شبکه‌ی موردنظر یک شبکه‌ی MLP یا RBF در نظر گرفته شود، این موضوع به انتخاب موارد زیر کاهش می‌یابد:

- انتخاب ورودی‌های شبکه (دینامیک‌های مناسب شبکه)
- ساختار داخلی مناسب شبکه
- نوع آموزش شبکه.

۱-۵ اهداف پایان‌نامه

با توجه به اهمیت خنک‌کن‌های کلینکر در صنعت سیمان و عدم وجود یک مدل قابل قبول برای آن، شناسایی و پیش‌بینی وضعیت خنک‌کن از ملزومات شبیه‌سازی و اتوماسیون آن می‌باشد. در تمامی تحقیقات اخیر، تنها روابط استاتیکی برای خنک‌کن کلینکر سیمان ارائه شده است که با وجود اهمیت بسیاری که دارند، جایگاهی در تحقیقات کنترلی باز نکرده است؛ بنابراین، تحقیق برای ارائه‌ی یک مدل دینامیکی جامع از فرآیند سرد کردن کلینکر می‌تواند ضمن شناخت بهتر سیستم، به کنترل آن نیز کمک شایانی کند. همچنین ضخامت لایه‌ی کلینکر، فشار حاصل از آن و ... از جمله متغیرهایی هستند

¹ Finite Impulse Response

² Least Squares

³ Weighted Least-Squares

⁴ Recursive Least-Squares

⁵ Auto Regressive eXogenous

⁶ Auto Regressive Moving Average eXogenous

⁷ Multi-Layer Perceptron

⁸ Radial Basis Function

که تأثیر زیادی در کیفیت کلینکر (به عنوان محصول نهایی این واحد) دارند؛ بنابراین باید به طور دقیق اندازه گیری و کنترل شوند. از آنجاکه اندازه گیری برخی از این متغیرها با روش فیزیکی بسیار دشوار، پرهزینه و زمان بر می باشد، ارائه مدلی برای تخمین آن ها بسیار ضروری و پرکاربرد است. خنک کن مشبک یک سیستم پیچیده غیرخطی و چندمتغیره است که در این پایان نامه با در دست داشتن داده های واقعی از آن، با استفاده از شبکه عصبی و روش شناسایی غیرخطی به شناسایی رفتار آن و در ادامه نیز به ارائه مدلی سنسور نرم برای متغیرهای غیرقابل اندازه گیری این واحد صنعتی پرداخته شده است.

۱-۶ ساختار پایان نامه

پایان نامه حاضر شامل ۶ فصل می باشد. در فصل اول مقدمه ای بیان شد. خنک کن کلینکر سیمان به عنوان یک واحد صنعتی در کارخانه سیمان معرفی شد و اهمیت مطالعه آن مورد بحث قرار گرفت. در ادامه، درباره ی مباحث سنسور نرم و شناسایی سیستم به صورت اجمالی توضیحاتی داده شد. موضوع اصلی این پایان نامه طراحی سنسور نرم است؛ بنابراین در فصل دوم سنسور نرم، کاربردهای آن و مراحل طراحی این سنسور به طور مفصل شرح داده می شود، همچنین به معرفی شبکه عصبی MLP که روش شناسایی سیستم در این پایان نامه است، پرداخته خواهد شد. در فصل سوم، فرآیند تولید سیمان از مرحله استخراج مواد تا مرحله بارگیری سیمان به طور خلاصه مورد بررسی قرار می گیرد. در ادامه ی فصل، واحد خنک کن کلینکر سیمان به عنوان سیستم مورد مطالعه معرفی می شود. همچنین هدف اصلی این واحد، متغیرهای عملیاتی، ورودی ها و خروجی ها و متغیرهایی که اندازه گیری آن ها به روش فیزیکی دشوار است، شرح داده می شوند. در فصل چهارم نیز پس از پیش پردازش داده ها، تعیین ورودی های موثر و ... به ارائه ی یک مدل پیش بین برای شبیه سازی رفتار خنک کن مشبک سیمان پرداخته شده است. همچنین با بهره گیری از شبکه عصبی، متغیرهای دمای کلینکر خروجی، دمای هوای دوم، دمای دود خروجی، ضخامت لایه ی کلینکر و فشار زیر شبکه در اتاقک گرم خنک کن مشبک سیمان تخمین زده می شوند و نتایج شبیه سازی ارائه خواهند شد. در فصل آخر هم نتیجه گیری و پیشنهادات برای کارهای آینده ارائه می شود.

فصل ۲

فرآیند تولید سیمان

۲-۱ مقدمه

به طور کلی به هر ماده‌ای که خاصیت چسبانندگی داشته باشد و بتواند مواد را به یکدیگر بچسباند، سیمان گفته می‌شود. چسباننده‌ها در صنعت ساختمان بیشتر جهت چسباندن سنگ‌دانه‌ها، قطعات بزرگ‌تر سنگی، آجرها و ... به یکدیگر بکار می‌روند. در این راستا طبیعتاً اولین ماده‌ی سیمانی که به استخدام بشر درآمد، گل بود که هنوز هم بقایای ساختمان‌های گلی در مناطق کویری قابل مشاهده است. یکی از مهم‌ترین مشکلات سیمان گلی، عدم مقاومت در برابر آب بود. این مهم، بشر را بر آن داشت تا تحقیقات گوناگونی جهت دسترسی به سیمان ضدآب انجام دهد و نتیجه‌ی این تحقیقات، کشف سیمانی بنام ساروج^۱ بود. ساروج ترکیبی است از آهک، خاکستر، ماسه، خاک رس و لویی که در مقایسه با گل در برابر رطوبت مقاوم است. امروزه با ابداع سیمان پرتلند^۲، مصرف ساروج تقریباً متوقف شده است. در سال ۱۷۵۶ میلادی هنگامی که جان اسمیتون^۳ مأمور بازسازی برج چراغ دریایی ادیستون^۴ گردید، مطالعاتی را جهت دستیابی به یک سیمان مناسب انجام داد و به این نتیجه رسید که بهترین سیمان وقتی بدست می‌آید که در مخلوط آن از سنگ‌آهک و خاک‌رس استفاده شود. در سال ۱۸۲۴، ژوزف آسپدین^۵ به این نتیجه رسید که به منظور بدست آوردن سیمانی مناسب، مخلوط سنگ‌آهک و خاک‌رس باید حرارت داده شود و بالاخره در سال ۱۸۴۵، آیزاک جانسون^۶ سیمان پرتلند را به صورتی

¹ Mortar

² Portland

³ John Smeaton

⁴ Eddystone

⁵ Joseph Aspdin

⁶ Isaac Johnson

که امروزه شناخته می‌شود به نام خود ثبت کرد. لازم به ذکر است، نام پرتلند به جهت تشابه رنگ و کیفیت سیمان سخت‌شده با سنگ‌آهکی که در اطراف شهر پرتلند انگلستان وجود دارد، مورد استفاده قرار گرفته است.

امروزه شیوه‌ی کلی تولید سیمان پرتلند بدین صورت است که پس از استخراج مواد اولیه (سنگ‌آهک و خاک‌رس) و آماده کردن آن‌ها، مخلوط را تا دمای بیش از ۱۴۰۰ درجه سانتی‌گراد حرارت می‌دهند. حاصل این فرایند، کلینکر است که آن را پس از سرد شدن با ۳ الی ۴ درصد وزنی سنگ‌گچ آسیاب می‌کنند تا پودر سیمان پرتلند بدست آید.

۲-۲ مواد تشکیل‌دهنده‌ی سیمان

اجزای اصلی تشکیل‌دهنده‌ی ترکیب سیمان عبارت‌اند از اکسید کلسیم، اکسید سیلیسیم، اکسید آلومینیوم، اکسید آهن همچنین، اکسید منیزیم، اکسید پتاسیم و اکسید سدیم که مجموعاً درصد وزنی این اکسیدهای فرعی کمتر از ۵ درصد است. به‌خاطر وجود درجه حرارت بالا در منطقه‌ی پخت کوره، بخشی از این مواد به‌صورت مذاب درمی‌آیند و در نتیجه در چنین محیطی اکسیدهای مذکور با یکدیگر ترکیب می‌گردند و ترکیبات چندتایی (چند اکسیدی) که موسوم به مینرال یا فازهای سیمان هستند پدید می‌آید. البته آنچه از کوره خارج می‌شود جسم تیره‌رنگ دانه‌دانه ایست که موسوم به کلینکر می‌باشد و اجزای مینرال تشکیل‌دهنده‌ی آن عبارت‌اند از [25]:

۱- سه کلسیم سیلیکات (آلیت^۱): این بلور به فرم $3(\text{CaO})\cdot\text{SiO}_2$ بوده و در حدود ۵۰ تا ۷۰ درصد سیمان را تشکیل می‌دهد.

۲- دو کلسیم سیلیکات (بلیت^۲): این بلور به فرم $2(\text{CaO})\cdot\text{SiO}_2$ بوده و در حدود ۱۵ تا ۳۰ درصد سیمان را به خود اختصاص می‌دهد. نسبت این ماده به تری کلسیم سیلیکات بیان‌کننده‌ی سرعت سخت شدن سیمان است. هر قدر مقدار تری کلسیم سیلیکات بیشتر باشد، سیمان زودتر سخت می‌شود.

۳- سه کلسیم آلومینات (آلومینات^۳): این ماده با فرمول $3(\text{CaO})\cdot\text{Al}_2\text{O}_3$ در حدود ۵ تا ۱۰ درصد وزن سیمان را تشکیل می‌دهد. مقادیر کمتر این ماده باعث مقاوم شدن سیمان در مقابل سولفات‌ها می‌شود.

¹ Alite

² Belit

³ Aluminate

۴- چهار کلسیم آلومینو فریت (فریت^۱): با فرمول $4(\text{CaO}) \cdot \text{Al}_2\text{O}_3 \cdot \text{Fe}_2\text{O}_3$ در حدود ۵ تا ۱۵ درصد حجم سیمان را به خود اختصاص می‌دهد. این ماده دلیل اصلی رنگ خاکستری سیمان است. مقادیر زیاد فریت باعث کندی هیدراته شدن سیمان می‌شود.

همراه با مینرال‌های اصلی معرفی شده در بالا، ترکیبات دیگری نیز در شبکه‌ی بلورهای سیمان‌ها وجود دارند:

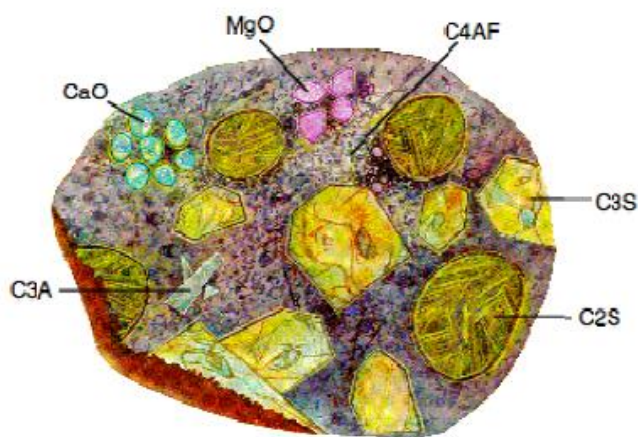
۱- گچ: این ماده با فرمول $\text{CaSO}_4 \cdot 2\text{H}_2\text{O}$ در حدود ۲ تا ۱۰ درصد سیمان را به خود اختصاص می‌دهد. افزودن این ماده به سیمان بعد از بدست آمدن کلینکر انجام می‌پذیرد. این ماده خاصیت چسبندگی سیمان را بهبود می‌دهد. تقریباً تمام گوگرد موجود در سیمان در نتیجه‌ی افزودن گچ به آن است.

۲- اکسیدهای کلسیم و منیزیم: در حدود ۳ تا ۸ درصد وزن سیمان را تشکیل می‌دهد. مقدار اکسید کلسیم آزاد موجود در کلینکر نشانگر کیفیت کلینکر است.

۳- سایر مواد: مهم‌ترین ناخالصی موجود در سیمان اکسیدهای عناصر واسطه است (اکسیدهای کروم، منگنز، آهن، مس، وانادیوم، نیکل و تیتانیوم) این مواد به مقدار کم در سیمان وجود داشته و باعث رنگی شدن آن می‌شود.

خواص سیمان ناشی از ترکیب خواص اجزای تشکیل‌دهنده‌ی آن است، ولی عمده‌ی خواص آن مربوط به ترکیب آلیت یا سه کلسیم سیلیکات می‌باشد. وجود ترکیباتی نظیر قلیائی‌ها، آهک ترکیب نشده، اکسید منیزیم و امثال آن، غالباً منشأ اثرات منفی روی خواص سیمان هستند. از جهتی وجود این‌گونه ترکیبات باعث می‌شود که نقطه‌ی ذوب و پخت مواد خام سیمان پائین بیاید و در نتیجه عمل پختن با سهولت بیشتری صورت گیرد. از جهت دیگر، این‌گونه ترکیبات دارای میل ترکیبی زیاد، با آب افزایش حجم پیدا می‌کنند. به همین خاطر، وجود آن‌ها باعث پائین آمدن مقاومت شیمیائی سیمان می‌گردد. بلور سیمان از هیدراته شدن سیلیکات‌ها، آلومینات‌ها و آلومینوفریت‌ها تشکیل می‌شود. آلومینو فریت به علت اینکه آخرین بلور تشکیل شده در فرآیند تولید سیمان است، بقیه‌ی بلورها را در برمی‌گیرد. یک بلور سیمان در شکل ۲-۱ نشان داده شده است.

¹ Ferrite

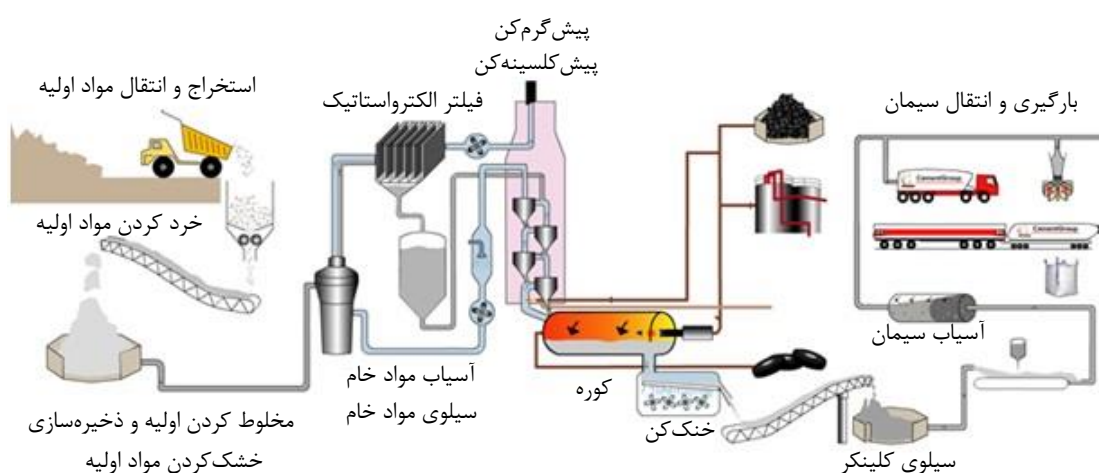


شکل ۲-۱ بلور سیمان

مواد اولیه‌ی تولید سیمان، آهک و خاک رس است که آهک تأمین‌کننده‌ی اصلی کلسیم و خاک رس تأمین‌کننده اصلی سیلیس، آلومینات‌ها و فریت‌ها است.

۲-۳ مراحل تولید سیمان

فناوری مورد استفاده برای تولید سیمان به مرور دست‌خوش تحول و پیشرفت بوده است. هم‌اکنون صنعت سیمان با برخورداری از آخرین تکنیک‌های اعجاب‌انگیز، با استفاده از روش خشک و به کمک سیستم‌های خودکار، شاهد پیشرفت‌های شگرف در طول تاریخ ۱۶۰ ساله‌ی تولید صنعتی خود می‌باشد. یک نمونه از فرآیند تولید سیمان پرتلند در شکل ۲-۲ به‌طور خلاصه ترسیم شده است.



شکل ۲-۲ مراحل تولید سیمان پرتلند

در ادامه، مراحل تولید سیمان پرتلند به‌طور مشروح مورد بحث قرار می‌گیرد. برای گردآوری مطالب این بخش، عمدتاً از مراجع [26]–[30] استفاده شده است.

۲-۳-۱ استخراج و انتقال مواد اولیه

مواد اولیه‌ی سیمان پرتلند اساساً شامل مواد آهکی و رسی می‌باشد. بدین معنی که در تهیه‌ی سیمان پرتلند از مواد خامی استفاده می‌شود که حاوی کربنات کلسیم و ترکیبات آلومینیوسیلیکات می‌باشد. سنگ‌آهک (کربنات کلسیم) قسمت عمده‌ی مواد خام سیمان را تشکیل می‌دهد. پس از سنگ‌آهک، خاک‌رس دومین جسم تشکیل‌دهنده‌ی مواد خام سیمان است که تأمین‌کننده‌ی آلومین، سیلیس و اکسیدهای دیگر موردنیاز در ترکیب سیمان می‌باشد. این دو مواد را چنان باهم ترکیب می‌کنند که درصد کربنات کلسیم در مخلوط حاصل حدود ۷۵-۷۸ درصد باشد. تفاوت این درصد، بستگی به نوع سیمان دارد. در بسیاری از موارد، عمل مخلوط کردن این دو ماده به‌صورت طبیعی و توسط طبیعت انجام شده است و مواردی ملاحظه گردیده است که نسبت مخلوط طبیعی دقیقاً معادل نسبت مطلوب می‌باشد. مخلوط طبیعی سنگ‌آهک و خاک‌رس را مارل^۱ می‌نامند. در تهیه‌ی انواع مختلف سیمان، نیاز به استفاده از مواد معدنی دیگری نظیر سنگ سیلیس و بوکسیت نیز می‌باشد که مقدار آن‌ها جزئی و در حد چند درصد است. دلیل اضافه کردن این مواد رسیدن به ترکیب مطلوب فازی کلینکر و در نتیجه خواص فیزیکی و شیمیایی موردنیاز در سیمان می‌باشد. همچنین پس از پخت مواد اولیه، در حدود ۴ درصد سنگ‌گچ نیز به‌عنوان متعادل‌کننده‌ی گیرش به آن اضافه می‌شود.

جهت استخراج سنگ‌آهک معمولاً از عملیات آتش باری^۲ استفاده می‌شود. بدین‌صورت که با استفاده از مواد منفجره قسمت‌های موردنظر از کوه را منفجر می‌کنند و سنگ‌آهک را به‌صورت قطعات سنگی درشت بدست می‌آورند. همچنین در استخراج خاک‌رس نیز، به‌دلیل سختی نسبتاً پایین معادن آن، معمولاً از لودر (بیل مکانیکی)، بیل‌های مکانیکی پرقدرت و بیل‌های کششی استفاده می‌شود.

پس از استخراج مواد اولیه، آن‌ها را با استفاده از واگن‌های زمینی یا هوایی، نوارنقاله یا کامیون‌های ویژه‌ی حمل مواد اولیه به کارخانه منتقل می‌کنند. استفاده از روش‌های مختلف استخراج و حمل مواد اولیه تا کارخانه بستگی به عوامل مختلف از جمله فاصله‌ی معدن تا کارخانه، مسیر حمل، نوع معدن و عوامل اقتصادی نظیر سرمایه‌گذاری روی نیروی انسانی یا ماشین‌آلات دارد.

¹ Marl

² Blast

۲-۳-۲ خرد کردن مواد اولیه

مواد اولیه‌ی استخراج‌شده از معادن مختلف دارای ابعاد و شکل ظاهری متفاوتی می‌باشد و به‌صورتی که استخراج گردیده‌اند، قابل‌استفاده‌ی مستقیم نمی‌باشند، بنابراین وجود دستگاه‌های سنگ‌شکن یا خرد-کن در کارخانه‌های سیمان ضروری است.

سنگ‌آهکی که از معدن بدست می‌آید، در بدو ورود به کارخانه، به قسمت سنگ‌شکن منتقل می‌شود. خاک‌رس نیز معمولاً به‌همراه مقداری کلوخه‌های درشت و خرده‌سنگ است که برای خرد کردن آن‌ها یا از خردکن جداگانه و یا از سنگ‌شکن‌ها استفاده می‌شود. سنگ‌شکن‌ها که وظیفه‌ی خرد کردن قطعات بزرگ سنگ و ایجاد قطعات کوچک‌تر را بر عهده دارند، دارای انواع گوناگونی همچون سنگ‌شکن‌های فکی، دورانی، مخروطی، چکشی، فشاری و غلتکی می‌باشند. در زیر سنگ‌شکن‌ها، سرنده^۱ اولیه وجود دارد که خرده‌سنگ‌های شکسته در سنگ‌شکن، روی آن می‌ریزند. قطعات مناسب خرده‌سنگ‌ها که از سرنده اولیه عبور کنند، به قسمت ذخیره‌سازی مصالح منتقل می‌شوند و قطعات درشتی که روی سرنده باقی می‌مانند، مجدداً به سنگ‌شکن بازمی‌گردند.

۲-۳-۳ مخلوط کردن اولیه و ذخیره‌سازی

قبل از اینکه مواد خردشده در سنگ‌شکن، جهت پودر شدن راهی آسیاب مواد شوند، به‌داخل سالنی ریخته می‌شوند تا بدین‌وسیله هم به‌صورت مقدماتی با یکدیگر مخلوط شوند و هم اینکه این سالن نقش انبار ذخیره‌سازی مواد را دارد. در برخی کارخانه‌ها، انواع مواد خام به‌صورت جداگانه ذخیره می‌گردند و در برخی دیگر، تعدادی از مواد اولیه نظیر سنگ‌آهک و خاک‌رس ضمن ذخیره شدن در سالن با یکدیگر مخلوط می‌گردند.

از آنجا که مواد اولیه نسبتاً ناهمگن و غیریکنواخت است و سیمان تولیدی باید کاملاً یکنواخت باشد، شیوه‌ی انباشتن و برداشت مصالح به‌گونه‌ای است که تا حدودی این هدف را تأمین کند. برای این منظور مواد اولیه در لایه‌های افقی بر روی هم ذخیره می‌شوند. در صورت برداشت با مقاطع عمودی، قسمت برداشتی تقریباً شامل کلیه‌ی لایه‌ها خواهد بود.

¹ Sieve

۲-۳-۴ خشک کردن مواد اولیه

در برخی کارخانه‌های سیمان، به دلیل موقعیت خاص جغرافیایی و باران خیز بودن منطقه، برخی مواد اولیه دارای رطوبت بالایی هستند؛ بنابراین استفاده‌ی مستقیم از این مواد در سالن مواد یا آسیاب مواد امکان به دلیل چسبندگی زیاد آن‌ها امکان‌پذیر نیست. از این رو این گونه مواد را قبل از ذخیره‌سازی خشک می‌نمایند. در کارخانه‌های مختلف، انواع مختلفی از خشک‌کن مورد استفاده قرار می‌گیرد. یک نمونه‌ی رایج آن خشک‌کن دوار است که شباهت زیادی به کوره‌ی دوار سیمان دارد و می‌تواند رطوبت خاک را از ۲۵ درصد به ۳ درصد کاهش دهد.

۲-۳-۵ آسیاب مواد خام

ضرورت دارد که مواد خام قبل از ورود به کوره به صورت پودر درآید. برای این منظور از آسیاب گلوله‌ای^۱ استفاده می‌شود. آسیاب گلوله‌ای استوانه‌ای است که محور آن با افق زاویه‌ی کوچکی می‌سازد و دارد. داخل این آسیاب، گلوله‌هایی است که در قسمت‌های اولیه آن بزرگ‌ترند و هرچه به انتهای آسیاب نزدیک شود، کوچک‌تر می‌گردند. شیوه‌ی کار چنین است که در حالی که استوانه می‌چرخد، این مواد با گلوله‌ها بالا می‌روند و از بالاترین نقطه سقوط می‌کنند. توالی این صعود و سقوط، منجر به آسیاب شدن مواد می‌شود. مواد اولیه از قسمت ورودی آسیاب داخل می‌شوند و در اثر حرکت چرخشی و شیب استوانه به سمت خروجی پیش می‌روند و به صورت پودر از انتهای آن خارج می‌شوند. سنگ‌آهک و خاک‌رس هر یک در آسیاب‌های جداگانه‌ای آسیاب می‌شوند و پودر حاصل از آن‌ها در سیلوهای مخصوص نگهداری می‌شود.

۲-۳-۶ سیلوی مواد خام

عامل مهمی که در یکنواخت کار کردن کوره و بالا بردن کیفیت کلینکر و در نتیجه سیمان مؤثر است، یکنواخت بودن ترکیب خوراک کوره، خوب مخلوط شدن و همگن بودن آن می‌باشد. به منظور همگن یا هموزنیزه کردن مواد خام از سیلوهای ذخیره‌ی مجهز به سیستم‌های پنیوماتیک استفاده می‌شود.

¹ Ball Mill

این سیلوها عموماً از بتن ساخته شده‌اند و طراحی آن‌ها به گونه‌ای است که قادر به ترکیب مواد و نقل و انتقال آن به وسیله‌ی هوا می‌باشند. به این صورت که کف سیلو مغروش از سرامیک‌های متخلخل و یا سردهنده‌های بادی^۱ است. سردهنده‌ی بادی، محفظه‌ی دوجداره‌ای است که جداره‌ی رویی آن پارچه است و در داخل جداره، هوا دمیده می‌شود.

در هر کارخانه ممکن است چند سیلوی تنظیم و ذخیره‌ی مواد خام وجود داشته باشد که انواع و مدل‌های متفاوتی دارند. مواد خام از بالا وارد سیلو شده و پس از اعمال تنظیمات لازم، از پایین سیلو تخلیه و به کوره تغذیه می‌شوند. لازم به ذکر است که ظرفیت این سیلوها معمولاً معادل ۵ روز مصرف کوره می‌باشند.

۲-۳-۷ تهیه‌ی خوراک کوره

پس از آماده شدن پودر سنگ‌آهک و خاک‌رس، نوبت به تهیه‌ی خوراک کوره می‌رسد. این عمل روش‌های گوناگونی دارد و بر همین اساس، روش‌های مختلف تولید سیمان را دسته‌بندی می‌کنند. بدین منظور چهار روش مرطوب، نیمه‌مرطوب، نیمه‌خشک و خشک تقسیم وجود دارد که توضیحات هر روش به تفصیل در ادامه آورده شده است:

۲-۳-۷-۱ روش مرطوب

تمام فرآیندهایی که در آن خوراک کوره به صورت یک دوغاب با رطوبت ۳۰ تا ۴۰ درصد وارد کوره می‌گردد، در این گروه قرار می‌گیرند. در این روش، داخل حوضچه‌هایی را از آب پر می‌کنند و سنگ‌آهک، خاک‌رس و دیگر ترکیبات لازم را به نسبت معین به آن می‌افزایند. یک بازوی مکانیکی همزن وظیفه‌ی اختلاط مواد و جلوگیری از ته‌نشین شدن آن‌ها را بر عهده دارد. البته ممکن است از دمیدن هوای فشرده از زیر حوضچه به داخل آن هم استفاده شود. سپس، از دوغاب^۲ بدست‌آمده نمونه‌برداری کرده، در آزمایشگاه تجزیه می‌کنند تا نسبت مواد در آن را تشخیص دهند. بدین ترتیب کمبود مواد و ترکیبات در دوغاب را تعیین و با استفاده از سیلوهای کمکی، مواد لازم را به میزان کافی اضافه می‌کنند تا دوغاب با ترکیبات مناسب بدست آید. دوغاب آماده‌شده را به کوره‌ی پخت سیمان می‌برند.

^۱ Air Slide

^۲ Slurry

۲-۳-۷-۲ روش نیمه مرطوب

در این روش، دوغاب بدست آمده از روش مرطوب را پیش از آنکه به کوره بفرستند، داخل فیلترهایی به شکل آکاردئون می فشارند تا آب آن گرفته شود. حاصل، دوغابی با غلظت بیشتر و به شکل خمیر سختی خواهد بود که پس از بریدن آن به شکل استوانه‌های کوچک (حبه)، آن را به کوره تغذیه می کنند.

۲-۳-۷-۳ روش نیمه خشک

در روش نیمه خشک، مواد اولیه به صورت خشک با یکدیگر مخلوط شده و به آسیاب مواد خام تغذیه می گردند. مواد خروجی از آسیاب مواد نیز به صورت پودر است. قبل از تغذیه‌ی این پودر به کوره، در دستگاه حبه‌ساز، چهار الی پنج درصد آب روی آن پاشیده می شود و به صورت حبه درمی آید و سپس به کوره تغذیه می شود.

۲-۳-۷-۴ روش خشک

در این روش، پودر سنگ آهک و خاک رس به صورت خشک با یکدیگر مخلوط می شوند و نمونه‌هایی از آن تهیه می شود. این نمونه‌ها در معرض تابش اشعه‌ی ایکس قرار می گیرند و بازتاب اشعه تحلیل می شود. از آنجاکه هر ماده بازتاب مخصوصی از اشعه‌ی ایکس دارد، با تحلیل طیف‌های بازتابی از نمونه می توان درصد مواد گوناگون در نمونه را تعیین و نسبت به تنظیم آن‌ها اقدام کرد. مخلوط حاصل به همان صورت خشک خوراک کوره خواهد بود.

۲-۳-۸ پیش گرم کن

پیش گرم کن^۱ متشکل از ظروفی به شکل مخروط‌های ناقص معکوس است که در بالای ورودی کوره نصب می شوند. وظیفه‌ی پیش گرم کن گرفتن رطوبت سطحی باقی مانده در مواد خام، آب تبلور و تجزیه‌ی مقدماتی سیلیکات‌ها توسط هوای گرم خروجی از بالای کوره می باشد. پیش گرم کن‌های سیکلونی معمولاً متشکل از چهار طبقه سیکلون می باشند که مواد خام از طبقه‌ی سوم وارد آن‌ها می شود. گازهای گرم خروجی از کوره نیز، وارد پایین ترین طبقه‌ی سیکلون می شوند. طرح سیکلون‌ها و نحوه‌ی جریان گاز و پودر مواد، طوری است که ایجاد محیط گردبادی و شناور می کنند. به دلیل ایجاد چنین

¹ Preheater

محیطی تبادل حرارت شدیدی بین گاز و مواد صورت می‌گیرد. کیفی شکل بودن پایین سیکلون، باعث جدا شدن ذرات جامد داغ شده از فاز گازی خواهد شد.

۲-۳-۹ پیش‌کلسینه‌کن

پیش‌کلسینه‌کن^۱ همانند پیش‌گرم‌کن بر مبنای استفاده‌ی هرچه بیشتر از انرژی تلف‌شده در بالای کوره، ابداع شده است. پیش‌کلسینه‌کن بین پیش‌گرم‌کن و کوره نصب می‌شود و درصدی از مونوکربنات‌های موجود در مواد خام در اثر حرارت آن کلسینه (آهک) می‌شوند.

۲-۳-۱۰ کوره

هنگامی که خوراک کوره به هریک از چهار روش بالایی آماده شد، باید در دمای حدود ۱۴۰۰ درجه سانتی‌گراد حرارت ببیند تا فعل‌وانفعالات لازم به‌وجود آید. بدین‌منظور از دو نوع کوره استفاده می‌شود: کوره‌ی قائم و کوره‌ی دوار افقی.

کوره‌ی قائم، استوانه‌ای است ایستاده به قطر معمولاً ۲ تا ۳ متر و ارتفاع ۷ الی ۱۰ متر که داخل آن با لایه‌ای از آجر نسوز پوشیده شده است. خوراک کوره همراه با درصدی پودر ذغال کُک وارد کوره می‌شود. ذغال در مجاورت آتش و دمیدن هوا از پایین کوره مشتعل گشته، حرارت لازم را تأمین می‌کند. آنچه به‌صورت تفاله از کوره خارج می‌شود، کلینکر نام دارد و جهت تولید سیمان از آن استفاده می‌شود. کوره‌ی دوار افقی استوانه‌ای است فلزی به قطر حدود ۳ تا ۴ متر و طول کافی که گاهی تا ۱۶۰ متر نیز می‌رسد. محور این کوره با افق زاویه‌ی کوچکی (شیب حدود ۳-۴ درصد) می‌سازد تا مواد واردشده از بالا، در اثر حرکت دورانی و شیب کوره به سمت خروجی کوره و منطقه‌ی پخت سرازیر شوند. حرارت لازم کوره توسط مشعلی که در قسمت انتهایی قرار گرفته، تأمین شده و با استفاده از سوخت‌های مختلف، ایجاد محیط حرارتی با درجه حرارت بالای ۱۴۰۰ درجه سانتی‌گراد می‌نماید. درجه حرارت منطقه‌ی پخت طوری انتخاب می‌شود که خوراک کوره تا حدی ذوب ناقص (گداخته) شود که این پدیده همراه با حرکت دورانی کوره باعث چسبیدن سایر مواد به یکدیگر و تولید کلینکر می‌گردد. این کلینکر به‌عنوان محصول نهایی کوره از قسمت انتهایی آن خارج می‌شود.

¹ Precalciner

۲-۳-۱۱- خنک‌کن

کلینکر خروجی از کوره دارای درجه حرارتی حدود ۱۲۰۰ تا ۱۴۰۰ درجه می‌باشد. مشکل بالا بودن درجه حرارت و همچنین جابجا کردن کلینکر داغ، ضرورت سرد کردن آن را ایجاب می‌نماید. خاصیت اساسی دیگر سرد کردن کلینکر، تکمیل و تشکیل بلوره‌های کلینکر و بالا رفتن کیفیت آن می‌باشد. در صنعت سیمان چهار روش برای خنک کردن کلینکر وجود دارد: ۱- خنک‌کن سیاره‌ای^۱ (گوشواره-ای)، ۲- خنک‌کن دوار^۲، ۳- خنک‌کن شفتی^۳ (عمودی یا محوری)، ۴- خنک‌کن مشبک^۴. سیستم عمومی همه‌ی خنک‌کن‌ها بدین شرح است که کلینکر داغ که از کوره وارد خنک‌کن می‌شود، تحت اثر جریان هوای سردی که از محیط به‌داخل خنک‌کن دمیده یا مکیده می‌شود سرد شده و درجه حرارت آن تا حدود ۱۰۰-۲۰۰ درجه سانتی‌گراد کاهش می‌یابد. از طرفی بخشی از هوای ورودی به خنک‌کن که در مجاورت کلینکرهای داغ، گرم شده است، با درجه حرارتی حدود ۶۰۰ تا ۸۰۰ درجه سانتی‌گراد وارد کوره شده و بدین‌وسیله هوای لازم برای سوختن تأمین می‌گردد. در خنک‌کن‌ها حدود ۲۰۰-۲۵۰ کیلوکالری حرارت از هر کیلوگرم کلینکر بازیابی می‌شود.

۲-۳-۱۲- فیلتر الکترواستاتیک

هوای خروجی از بالای کوره، پس از عبور از پیش‌گرم‌کن، در نهایت وارد جو می‌شود. این هوا دارای مقدار قابل‌ملاحظه‌ای ذرات ریز معلق است که در صورت عدم بازیافت، باعث آلودگی محیط‌زیست می‌شود. به‌منظور جدا کردن این ذرات از هوا، از فیلترهای گوناگونی استفاده می‌شود. یکی از انواع این فیلترها، فیلتر الکترواستاتیک است. در این سیستم، صفحاتی فلزی با بار مثبت الکترواستاتیکی در مسیر خروجی هوا قرار می‌گیرند و ذرات هوا پیش از ورود به فیلتر به‌وسیله‌ی جریان برق فشارقوی، دارای بار منفی می‌شوند. ذرات با بار منفی به سمت صفحات با بار مثبت جذب می‌شوند و هوای خروجی عاری از آن‌ها می‌گردد. هنگامی که ضخامت ذرات روی صفحات به حد معینی برسد، با دستگاه‌های لرزاننده صفحات را تمیز می‌کنند. ذرات بدست‌آمده در صورت دارا بودن قابلیت مصرف، به قسمت خوراک کوره بازگردانده می‌شوند.

¹ Planetary Cooler

² Rotary Cooler

³ Shaft Cooler

⁴ Grate Cooler

۲-۳-۱۳ سیلوی کلینکر

کلینکر خروجی از خنک‌کن، دمایی در حدود ۲۰۰ درجه دارد که هنوز مناسب ادامه‌ی روند تولید سیمان نیست، بنابراین آن را در انبارهای سرپوشیده‌ای به مدت ۵ تا ۶ روز قرار می‌دهند تا دمای آن در مجاورت هوا به کمتر از ۱۰۰ درجه، یعنی حدود ۶۰ درجه برسد. وجود انبار کلینکر علاوه بر ایجاد فرصت لازم برای خنک شدن نهایی کلینکر، از این بابت ضرورت دارد که اولاً توقف آسیاب سیمان (مرحله‌ی بعدی خط تولید) باعث توقف کوره نشود و همچنین با ذخیره کردن کلینکر، ورودی به آسیاب خنک‌تر و مستقل از نوسانات تولید کوره می‌باشد.

انبارهای ذخیره‌ی کلینکر شکل‌ها و طرح‌های گوناگونی دارند. معمولاً ظرفیت این انبارها معادل یک ماه ظرفیت اسمی تولید کارخانه در نظر گرفته می‌شود.

۲-۳-۱۴ آسیاب سیمان

برای پودر کردن کلینکر حاصل از پخت مواد نیز از آسیاب‌های گلوله‌ای استفاده می‌شود. در این قسمت از خط تولید به همراه کلینکر ورودی به آسیاب سیمان، حدود ۳-۴ درصد وزنی گچ خام^۱ نیز به آسیاب تغذیه می‌شود. پودر حاصل از آسیاب شدن کلینکر و گچ خام در آسیاب سیمان، سیمان پرتلند نامیده می‌شود.

آسیاب‌های گلوله‌ای سیمان، دارای انواع گوناگونی می‌باشند. جزء جدایی‌ناپذیر آسیاب‌های گلوله‌ای جدید، دستگاه جداکننده^۲ می‌باشد که سیمان خروجی از آسیاب قبل از ورود به سیلوهای ذخیره‌ی سیمان، وارد این قسمت می‌شوند. این بخش، نقش جداکننده‌ی ذرات درشت سیمان از ذرات نرم و برگرداندن ذرات درشت به داخل آسیاب جهت پودر شدن کامل‌تر را دارد.

۲-۳-۱۵ سیلوی سیمان

سیلوهای سیمان، به منظور ذخیره‌سازی سیمان خروجی از آسیاب سیمان ساخته می‌شوند. معمولاً ظرفیت تولید سیمان طوری در نظر گرفته می‌شود که با کار شبانه‌روزی جوابگوی تولید کوره باشد، ولی با رگیری سیمان تولیدی (پاکتی یا فله‌ای) معمولاً یک یا دو نوبت در روز انجام می‌شود؛ بنابراین به دلیل

^۱ CaSO₄.2H₂O

^۲ Separator

کم بودن نسبت بارگیری به تولید و همچنین توقف‌های احتمالی آسیاب، کوره و سایر قسمت‌های فرآیند تولید، وجود سیلوهای سیمان ضروری است.

سیلوهای جدید سیمان بتنی است و کف آن‌ها همانند سیلوهای مواد خام به‌وسیله‌ی سردهنده‌های بادی فرش شده است. از طریق این سردهنده‌های بادی، به‌طور متناوب هوای محیط به داخل سیمان دمیده می‌شود. هدف از دمیدن هوا، خنک‌تر کردن سیمان و پیش‌گیری از فشردگی و کلوخه شدن سیمان در سیلوها می‌باشد.

۲-۳-۱۶ بارگیری و انتقال سیمان

بارگیری سیمان به دو صورت انجام می‌گیرد، یکی به‌صورت پاکت و دیگری به‌صورت فله. فرآیند بارگیری در انتهای خط تولید انجام می‌شود و با توجه به موقعیت‌های محلی کارخانه ممکن است دارای انواع مختلفی نظیر بارگیری در کامیون، کشتی، واگن به‌صورت پاکت و یا فله باشد.

در روش پاکتی، سیمان توسط دستگاه بسته‌بندی در پاکت‌های استاندارد بسته‌بندی و راهی بازار مصرف می‌شود. این دستگاه به‌گونه‌ای طراحی شده است که قادر است به‌طور خودکار کیسه‌های خالی سیمان را به‌مقدار معین (معمولاً ۵۰ کیلوگرم) از سیمان پر کند. در روش فله‌ای، ماشین مخصوص حمل سیمان^۱ در زیر سیلو بارگیری کرده و هنگام تخلیه، پس از اتصال لوله‌ی رابط به سیلو، با افزایش فشار و برقراری جریان هوا در لوله، ذرات سیمان همانند سیال به داخل سیلو منتقل می‌شوند.

۲-۴ واحد خنک‌کن سیمان

قسمتی از فرآیند تهیه‌ی کلینکر مربوط به خنک کردن آن می‌باشد. در صورتی که خنک کردن کلینکر کند صورت گیرد فاز آلایت به فاز بلیت و آهک آزاد تبدیل می‌شود.

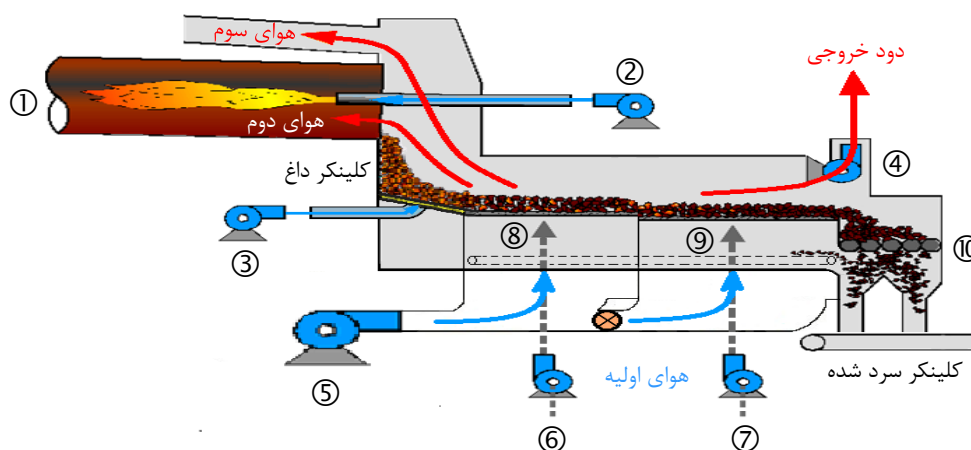


وجود CaO در کلینکر باعث ایجاد انبساط حجمی شده و کیفیت کلینکر را کاهش می‌دهد. سرد کردن سریع کلینکر اثرات مطلوبی روی ساختمان بلوری آن می‌گذارد. در این حالت کلینکر و فازهای آن به‌صورت شیشه‌ای درمی‌آیند. اندازه‌ی بلوره‌های MgO (پریکلاژ) نیز بستگی به‌سرعت سرد کردن

¹ Bulker

دارد که هرچه فرآیند سرد کردن سریع‌تر باشد، اندازه‌ی بلوره‌های آن کوچک‌تر شده و در نتیجه مشکل انبساط حجمی ناشی از هیدرولیز MgO کاهش می‌یابد. اندازه‌ی فاز C_3S با سرد کردن سریع کلینکر کوچک‌تر شده و در آسیاب سیمان انرژی کمتری صرف پودر کردن کلینکر می‌شود، در این شرایط مقاومت فشاری سیمان حاصله افزایش خواهد یافت. همچنین اندازه‌ی کوچک و بی‌شکل این فاز باعث می‌شود که مقاومت سیمان در مقابل سولفات افزایش یابد. خنک کردن کلینکر علاوه بر تأثیر روی کیفیت کلینکر، مقداری از حرارت کلینکر را نیز بازیابی می‌کند و سبب کاهش حرارت ویژه‌ی تولید کلینکر می‌گردد.

باتوجه به توضیحات بخش ۲-۳-۱۱، خنک‌کن‌ها انواع متفاوتی دارند. یکی از رایج‌ترین نوع خنک‌کن‌ها، خنک‌کن مشبک^۱ می‌باشد که در این پایان‌نامه مورد مطالعه قرار گرفته شده است. ساختار یک خنک‌کن مشبک در شکل ۲-۳ آورده شده است.



۱- کوره، ۲- مشعل، ۳- فن رفع گداختگی^۲، ۴- پمپ هوای اگزوز، ۵- موتور الکتریکی دمش مشترک، ۶- موتور الکتریکی اتاقک گرم، ۷- موتور الکتریکی اتاقک سرد، ۸- شبکه‌ی ثابت اولیه، ۹- نوار نقاله زداینده، ۱۰- آسیاب (سنگ‌شکن چکشی)

شکل ۲-۳ ساختار خنک‌کن مشبک کلینکر سیمان

همان‌طور که در شکل بالا مشخص است، خنک‌کن مشبک مورد مطالعه، شامل دو بخش اتاقک گرم و اتاقک سرد می‌باشد. هرکدام از اتاقک‌ها به یک فن جداگانه و یک فن مشترک مجهز شده‌اند که هوای خنک را از زیر بستر شبکه‌ها به داخل اتاقک‌ها می‌دمند. برای استفاده از هوای دمش مشترک بین این دو اتاقک نیز یک شیر کنترلی تعبیه شده است. در ابتدای خنک‌کن، یک شبکه‌ی ثابت قرار دارد که

¹ Grate Cooler

² Overfire Fan

کلینکر ورودی از کوره با دمای ۱۲۰۰ تا ۱۴۰۰ درجه‌ی سانتی‌گراد، ابتدا روی آن ریخته و توسط فن رفع گداختگی تا حدودی سرد می‌شود. سپس با کمک شبکه‌های بالای اتاقک‌ها که حرکت نوسانی رفت و برگشتی دارند، از یک سمت خنک‌کن به سمت دیگر آن جابه‌جا شده و تا دمای ۱۰۰ درجه‌ی سانتی‌گراد سرد می‌شود. مشبک بودن این شبکه‌ها علاوه بر مکش هوای سرد فن‌ها، مانند صافی عمل کرده و ذرات ریز کلینکر را از ذرات درشت‌تر جدا می‌کنند. ذرات درشت کلینکر در انتهای مسیر خنک‌کن در آسیاب (سنگ‌شکن چکشی) خرد می‌شوند. هوای گرم شده در محیط خنک‌کن نیز به‌عنوان هوای دوم و سوم به‌ترتیب در کوره و پیش‌گرم‌کن مورداستفاده‌ی مجدد قرار خواهد گرفت.

۲-۴-۱ اساس کار خنک‌کن مشبک

هدف اولیه از طراحی خنک‌کن مشبک، بالا بردن کیفیت کلینکر از طریق سرد کردن سریع آن و پایین آوردن انبساط حجمی سیمان بود. بالا رفتن بازدهی حرارتی، یکی دیگر از مزایای این سیستم است. همچنین کنترل درجه حرارت هوای دوم و درجه حرارت کلینکر خروجی در این سیستم راحت‌تر است و اتلاف حرارتی از طریق تشعشع در این سیستم بسیار پایین می‌باشد.

در مقایسه با خنک‌کن‌های دیگر که جریان هوا و کلینکر به‌صورت متقابل است، جریان هوا و کلینکر در خنک‌کن مشبک به‌صورت ترکیبی از جریان متقابل و متقاطع می‌باشد. به‌منظور سرد کردن کلینکر ضروری است که کلینکر در تمام سطح و عرض شبکه پخش گردد، به‌همین دلیل بستر کلینکر باید دارای مقاومت یکنواختی در برابر عبور هوا در سرتاسر عرض خنک‌کن باشد. عبور کم هوا در جایی که احتیاج به هوای زیاد است و عبور زیاد هوا در جایی که لایه کلینکر کم است، باعث ایجاد رسوباتی شبیه استالگمیت^۱ در قسمت ورودی خنک‌کن می‌شود؛ بنابراین، سرد شدن کلینکر مستقیماً تحت‌تأثیر ضخامت بستر آن می‌باشد. اصولاً ضخامت کلینکر را با سرعت صفحه‌ی مشبک تنظیم می‌کنند، اما ضخامت در این روند به‌طور مستقیم قابل‌نمایش نیست. در واقع فشار زیر صفحه‌ی مشبک نمایش داده می‌شود که این فشار مستقیماً با ضخامت بستر کلینکر روی صفحه‌ی مشبک متناسب است.

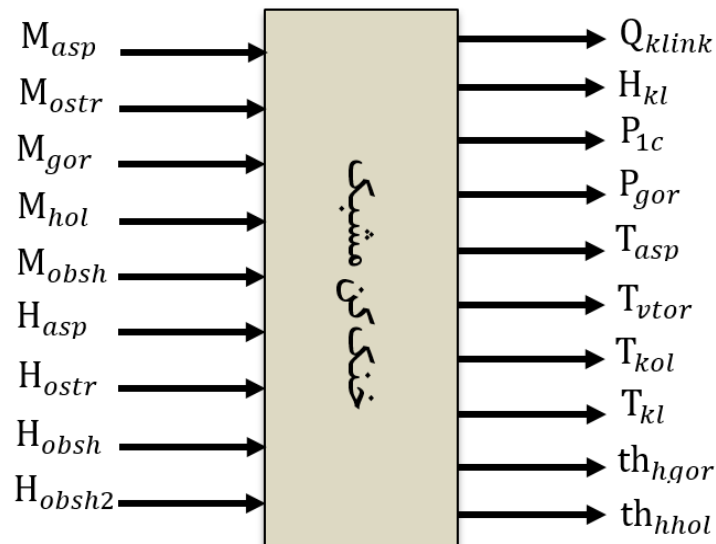
برای اینکه هوا به‌خوبی در خنک‌کن توزیع شود بهتر است هیچ‌گونه هوایی از درزها و یا سوراخ‌های آن به قسمت دیگر وارد نشود. اگر نشت هوا وجود داشته باشد، در هنگامی که بستر کلینکر در محل ورود

^۱ Stalagmite

به خنک‌کن خیلی ضخیم‌تر است، هوا از اتاقک گرم به اتاقک سرد راه می‌یابد و فرآیند سرد شدن کلینکر به خوبی انجام نمی‌شود. بهترین و مناسب‌ترین سرد کردن کلینکر آن است که در اولین قسمت خنک‌کن عمل سرد کردن انجام شود؛ بنابراین اولین قسمت دستگاه زیرسیستم مشبک باید بزرگ‌ترین قسمت عملیاتی خنک‌کن باشد و یا به عبارتی بزرگ‌ترین ظرفیت فن یا کوچک‌ترین مساحت سیستم مشبک در مقایسه با بقیه‌ی قسمت‌ها باشد. فشار زیرسیستم مشبک باید تنظیم شود به طوری که بیشترین فشار از آن اولین قسمت و پایین‌ترین فشار از آن آخرین قسمت باشد. درجه حرارت کلینکر متأثر از فشار زیر شبکه است، پایین آوردن مرحله به مرحله فشارهای زیر شبکه از یک قسمت به قسمت دیگر نتیجه‌ی طبیعی پیشرفت درجه حرارت به سمت حرارت کمتر است.

۲-۴-۲ پارامترهای خنک‌کن مشبک

به منظور ساده‌سازی مدل ریاضی فرآیند، واحد خنک‌کن مشبک به سه زیرسیستم حرکت کلینکر روی شبکه^۱، تبادل گرمایی بین هوا و کلینکر^۲ و حرکت هوا در خنک‌کن مشبک^۳ تجزیه شده است. بنا بر [12]، ساختار خنک‌کن مشبک مورد مطالعه در این پایان‌نامه، به فرم جعبه‌سیاه در شکل ۲-۴ قابل نمایش است.



شکل ۲-۴ ساختار خنک‌کن مشبک به فرم جعبه‌سیاه

¹ Movement of clinker on the grate

² Heat exchange between the air and the clinker

³ Air movement in grate cooler

که در آن متغیرها مشابه جدول ۲ - ۱ تعریف می‌شوند:

جدول ۲ - ۱ متغیرهای توصیفی ساختار خنک‌کن مشبک سیمان

اختصار	واحد	نام لاتین متغیر	نام کامل متغیر
M_{asp}	rpm	Loading of the aspiration smoke pump motor	نیروی موتور پمپ دود خروجی
M_{ostr}	rpm	Loading of the overfire air fan electric motor	نیروی موتور الکتریکی فن رفع گداختگی
M_{gor}	rpm	Loading of the hot chamber grate electric motor	نیروی موتور الکتریکی شبکه‌ی اتاقک گرم
M_{hol}	rpm	Loading of the cold chamber grate electric motor	نیروی موتور الکتریکی شبکه‌ی اتاقک سرد
M_{obsh}	rpm	Loading of the common blowing electric motor	نیروی موتور الکتریکی دمش مشترک
H_{asp}	-	The position of aspiration smoke pump	موقعیت پمپ دود خروجی
H_{ostr}	-	The position of overfire air	موقعیت فن رفع گداختگی
H_{obsh}	-	The position of common blowing	موقعیت فن دمش مشترک
H_{obsh2}	-	The position second chamber common blowing	موقعیت دمش مشترک اتاقک دوم
Q_{klink}	ton/h	Cooler performance	عملکرد خنک‌کن
H_{kl}	cm	Clinker layer thickness	ضخامت لایه‌ی کلینکر
P_{1c}	Pa	Pressure in the first chamber	فشار در اتاقک اول (اتاقک گرم)
P_{gor}	Pa	Vacuum hot furnace of cement kiln	مکش شعله توسط کوره‌ی سیمان
T_{asp}	$^{\circ}C$	Aspiration air temperature	دمای دود خروجی
T_{vtr}	$^{\circ}C$	Secondary air temperature	دمای هوای دوم
T_{kol}	$^{\circ}C$	First line fixed grate temperature	دمای شبکه‌ی ثابت اولیه
T_{kl}	$^{\circ}C$	Clinker temperature at the end of cooler	دمای کلینکر در انتهای خنک‌کن
th_{gor}	sec	Double stroke time of the hot grid grates	زمان رفت‌وبرگشت شبکه‌های گرم
th_{hol}	sec	Double stroke time of the cold grid grates	زمان رفت‌وبرگشت شبکه‌های سرد

اولین زیرسیستم (حرکت کلینکر روی شبکه) شامل سه ورودی Q_{klink} ، th_{gor} و th_{hol} و یک خروجی H_{kl} می‌باشد. زیرسیستم دوم (تبادل گرمایی بین هوا و کلینکر) شامل پنج ورودی P_{1c} ، H_{kl} ، Q_{klink} ، P_{gor} و T_{kol} و سه خروجی T_{vtr} ، T_{kl} و T_{asp} می‌باشد. زیرسیستم سوم (حرکت هوا در خنک‌کن مشبک) نیز شامل نه ورودی M_{obsh} ، M_{ostr} ، M_{asp} ، H_{asp} ، H_{ostr} ، H_{obsh} ، H_{obsh2} و H_{kl} و یک خروجی P_{1c} خواهد بود؛ بنابراین زیر سیستم‌های اول و سوم، سیستم‌های چندورودی-یک‌خروجی (MISO) و

¹ Multi Input-Single Output

زیرسیستم دوم یک سیستم چندورودی-چندخروجی (MIMO)^۱ خواهند بود. با انتخاب این ورودی‌ها و خروجی‌ها می‌توان مدلی ارائه داد که رفتار خنک‌کن واقعی را نشان دهد. توضیحات بالا به‌طور خلاصه در جدول ۲-۲ آمده است.

جدول ۲-۲ زیرسیستم‌های توصیف‌کننده‌ی خنک‌کن مشبک سیمان

متغیرها		نام زیرسیستم	شماره‌ی زیرسیستم
خروجی	ورودی		
H_{kl}	$th_{hol}, th_{gor}, Q_{klink}$	حرکت کلینکر روی شبکه	۱
T_{asp} و T_{vtr} , T_{kl}	T_{kol} و P_{gor} , P_{1c} , H_{kl} , Q_{klink}	تبادل گرمایی بین هوا و کلینکر	۲
P_{1c}	H_{asp} , M_{obsh} , M_{ostr} , M_{asp} P_{gor} و H_{kl} , H_{obsh2} , H_{obsh} , H_{ostr}	حرکت هوا در خنک‌کن مشبک	۳

^۱ Multi Input-Multi Output

فصل ۳

سنسور نرم و شناسایی سیستم

۳-۱ مقدمه

در فصل اول چند نمونه از مشکلاتی که ممکن است در استفاده از سنسور فیزیکی برای اندازه‌گیری کمیت‌ها رخ دهد، بیان و برای رفع این مشکلات، روش سنسور نرم پیشنهاد شد. سنسور نرم کاربردهای زیادی دارد که یکی از کاربردهای آن تخمین متغیرهایی است که اندازه‌گیری آن‌ها به روش فیزیکی دشوار یا ناممکن است. این سنسور در واقع یک مدل ریاضی از سیستم است که با استفاده از روش‌های مختلف شناسایی سیستم بدست می‌آید. ورودی این مدل، کمیت‌هایی است که قابل اندازه‌گیری بوده و تأثیر زیادی بر متغیر خروجی دارند و خروجی آن، کمیتی است که باید تخمین زده شود.

۳-۲ کاربردهای سنسور نرم

سنسور نرم یک ابزار کاربردی و مفید در بسیاری از زمینه‌های صنعتی شامل پالایشگاه، فرآیندهای شیمیایی، سیستم‌های قدرت، صنایع غذایی و ... می‌باشد. در مواردی که اندازه‌گیری پارامترهای فرآیند با استفاده از سنسور فیزیکی ناممکن و دشوار باشد، تجهیزات اندازه‌گیری دارای تأخیر زیادی باشد که باعث کاهش عملکرد سیستم کنترل شود و محیط اندازه‌گیری دارای اغتشاش و نویز شدید باشد، سنسور نرم کاربرد دارد. در ادامه به سایر کاربردهای سنسور نرم پرداخته می‌شود [31], [17].

۳-۲-۱ تخمین متغیرها برای اهداف پایش و کنترل

استفاده از سنسور نرم برای تخمین متغیرهای سیستم، باعث خنثی شدن اثر نامطلوب تأخیر سخت‌افزار تجهیزات اندازه‌گیری می‌شود و این باارزش‌ترین ویژگی سنسور نرم در تخمین متغیرها است که باعث بهبود عملکرد سیستم کنترلی می‌شود.

هر دستگاه اندازه‌گیری نیاز به یک‌زمان محدود برای ارائه‌ی اندازه‌ی متغیر دارد. در برخی از این دستگاه‌ها این زمان ناچیز و در برخی دیگر قابل‌توجه است؛ بنابراین برای کاهش زمان پردازش در دستگاه‌های اندازه‌گیری، در صنعت باید از تجهیزات گران‌قیمت استفاده شود.

اگر از تجهیزات اندازه‌گیری برای اهداف پایش عملکرد استفاده شود، تأخیر دستگاه در نمایش داده به اپراتور اعلام می‌شود و این اطلاعات برای ایمنی، بسیار اهمیت دارد؛ اما اگر از اطلاعات درمورد اندازه‌ی یک متغیر برای اهداف کنترلی استفاده شود، اثر تأخیر می‌تواند عملکرد سیستم کنترلی را کاهش دهد؛ بنابراین تجهیزاتی که دارای تأخیر زیاد در نمایش اندازه‌ی متغیر می‌باشند، برای اهداف کنترلی مناسب نیستند؛ بنابراین این ویژگی سنسور نرم می‌تواند تا حدودی این مشکل را حل کند.

۳-۲-۲ کاهش تجهیزات اندازه‌گیری، زمان و هزینه

استفاده از سنسور نرم برای تخمین متغیرها و کمیت‌ها به‌جای بهره‌گیری از سخت‌افزار اندازه‌گیری، باعث کاهش تجهیزات اندازه‌گیری می‌شود. کاهش تجهیزات از یک‌طرف باعث کاهش هزینه‌ها می‌شود و از طرف دیگر تأثیر تأخیر ناشی از سخت‌افزار از بین می‌رود و عملکرد سیستم بهبود می‌یابد.

در برخی موارد حذف تجهیزات اندازه‌گیری، باعث کاهش عملکرد سیستم می‌شود. در مواردی که سیستم متغیر با زمان باشد و پارامترهای سیستم باگذشت زمان تغییر کند، سنسور نرم نیاز به تنظیم مجدد دارد. در این موارد باید از سخت‌افزار اندازه‌گیری برای ارزیابی درستی و صحت سنسور نرم استفاده شود و سنسور نرم دوباره تنظیم گردد.

۳-۲-۳ بررسی صحت عملکرد سنسور و تشخیص و شناسایی عیب

سیستم کنترل صنعتی در سه زمینه کاربرد دارد که آن‌ها را می‌توان به‌صورت زیر بیان نمود:

- کنترل متغیرها و کمیت‌های فرآیند با استفاده از کنترل‌کننده‌های پس‌خورد^۱ و پیش‌رو^۲، رویت‌گر حالت و تخمین پارامترها؛
- پایش^۳ و نظارت پیوسته بر عملکرد فرآیند؛
- مدیریت و بهینه‌سازی سیستم کنترل که باعث بهبود عملکرد سیستم می‌شود.

تشخیص و شناسایی عیب، بخشی از وظیفه‌ی نظارت است که توسط سیستم کنترل پیشرفته انجام می‌شود. در گذشته، نظارت بر سیستم محدود می‌شد به بررسی متغیرهای مهم فرآیند و تعیین یک حد آستانه برای آن‌ها که در صورت بروز عیب، سیستم هشدار دهد. در حال حاضر، از تکنیک‌ها و روش‌های پیشرفته مانند مدل‌سازی ریاضی، پردازش سیگنال، مدل شناسایی و محاسبات هوشمند برای تشخیص و شناسایی عیب در سیستم‌های صنعتی استفاده می‌شود. چند نمونه از اهداف این سیستم‌های پیشرفته-ی تشخیص و شناسایی عیب عبارت است از:

- تشخیص سریع عیب در مؤلفه‌های مختلف سیستم که اطلاعات زیادی مانند میزان، زمان وقوع، محل وقوع و تأثیرات خطا را فراهم می‌کند؛
- امکان تصمیم‌گیری سیستم پشتیبان را برای برنامه‌ریزی و پیش‌بینی نگهداری و تعمیر سیستم فراهم می‌کند.

ایده‌ی اصلی برای تشخیص و بررسی صحت عملکرد سنسور، مقایسه‌ی اطلاعات بدست‌آمده از فرآیند و مدل سیستم می‌باشد. اگر اختلاف نتایج مدل سیستم و فرآیند کم باشد، عیب رخ نداده و عملکرد سیستم مطلوب است. در غیر این صورت، وجود اختلاف قابل توجه در آن‌ها، عیب تشخیص داده می‌شود و باید به سرعت برطرف شود.

۳-۲-۴ سیستم پشتیبان برای تجهیزات اندازه‌گیری

تعداد زیادی از تجهیزات اندازه‌گیری برای تحقیق اهداف پایش عملکرد و کنترل، به شبکه‌ی پایش عملکرد گسترده متصل می‌شود. این شبکه برای رسیدن به اهداف تعیین‌شده، نیاز به تعداد زیادی داده دارد. در سیستم‌های صنعتی گسترده، برای پایش عملکرد در یک حالت از سیستم، حتی در یک لحظه‌ی

¹ Feedback

² Feedforward

³ Monitoring

زمانی ثابت، نیاز به صدها یا هزاران متغیر مختلف برای نمونه برداری است؛ بنابراین احتمال وقوع خطا یا از بین رفتن داده در اندازه گیری ها وجود دارد. به علاوه، دستگاه های اندازه گیری و سیستم های انتقال داده ای وابسته به آن، ممکن است در شرایط سخت و خطرناک محیطی قرار گیرند. این شرایط کاری نیاز به سخت افزارهای اندازه گیری مقاوم و نگهداری مداوم دارد. اگر سیستم اندازه گیری معیوب شود و نیاز به تعمیر داشته باشد، سیستم باید خاموش شود تا یک سیستم اندازه گیری دیگر جایگزین شود. یکی از کاربردهای سنسور نرم پشتیبانی از سیستم اندازه گیری است که می تواند در مواردی که سیستم اندازه گیری نیاز به تعویض یا تعمیر دارد، به طور آنی جایگزین سیستم شود و از کاهش عملکرد سیستم کنترلی جلوگیری کند.

۳-۳ انواع سنسور نرم

سنسورهای نرم در حقیقت برنامه های کامپیوتری هستند که به عنوان جایگزینی ارزان برای سنسورهای سخت افزاری استفاده می شوند. مطابق شکل ۳-۱، به طور کلی سه روش برای ساخت سنسور نرم وجود دارد [32], [33]:



شکل ۳-۱ انواع سنسور نرم [34].

۳-۳-۱ سنسور نرم داده-پایه^۱

هنگامی که از رفتار سیستم، اطلاعاتی در دسترس نباشد، می توان مدلی ساده و مناسب برای ورودی ها و خروجی ها ارائه داد. داده های ورودی و خروجی، اندازه گیری شده و سپس بر اساس این داده ها و با استفاده از تکنیک های شناسایی سیستم، رفتار این سیستم پیش بینی می شود. این روش که جعبه سیاه نیز نامیده می شود به شرط داشتن ورودی و خروجی، برای شناسایی رفتار انواع مختلف فرآیندها و سیستم ها قابل پیاده سازی است. به عبارت دیگر، شرایط واقعی سیستم را توصیف کرده و برخلاف

¹ Data-Driven Soft Sensor

سنسورهای نرم مدل-داده که در ادامه توضیح داده خواهد شد، حالت‌های فرآیند را واقعی‌تر و روابط ورودی و خروجی را بسیار دقیق‌تر توصیف می‌کند.

۳-۳-۲ سنسور نرم مدل-پایه^۱

مدل‌سازی این سنسور بر اساس مدل‌سازی ریاضی که از قوانین فیزیکی و شیمیایی بدست می‌آید، انجام می‌پذیرد. در نتیجه پیش‌بینی رفتار سیستم، توسط معادلات استخراج‌شده صورت می‌پذیرد و می‌تواند ویژگی‌های فرآیند را توصیف نماید. با توجه به این قضیه، این مدل‌ها نیز مدل‌هایی دانش‌محور هستند که تحت عنوان جعبه‌سفید شناخته می‌شوند. از آنجاکه فرآیندهای صنعتی بسیار پیچیده بوده و برای توسعه‌ی چنین سنسورهایی به حجم بالایی از دانش ساختارشناسی درباره‌ی فرآیند احتیاج است، اغلب غیرعملی بوده و در صورت عملی بودن نیز قابلیت ارتقا نخواهد داشت. همچنین علی‌رغم این که این روش، روشی جامع برای پیش‌بینی رفتار سیستم می‌باشد، اما با توجه به ورود انواع نامعینی‌ها و اغتشاش، از دقت کمی در تعیین پارامترهای بدست‌آمده برخوردار می‌باشد.

۳-۳-۳ سنسور نرم ترکیبی^۲

نوع سوم از سنسورهای نرم، ترکیبی از هر دو مدل تجربی و فیزیکی در تخمین متغیر هدف است که یک سنسور نرم ترکیبی یا جعبه‌خاکستری نامیده می‌شود.

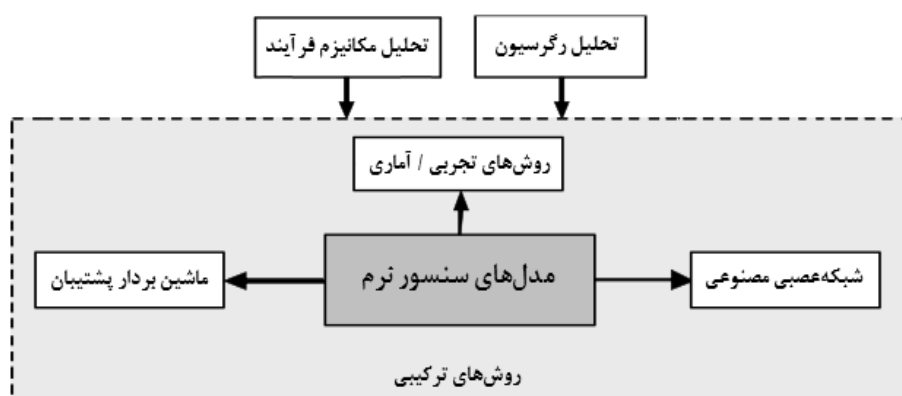
سنسورهای نرم داده-پایه، به دلیل انعطاف‌پذیری ساختارشان که محصول کمیت و کیفیت کافی داده‌های آموزش در طول مرحله‌ی طراحی می‌باشد، از دو نوع دیگر سنسورها پیش‌بینی‌های دقیق‌تری ارائه می‌دهند. علاوه بر این، توسعه‌ی آن‌ها به نسبت آسان بوده و نیاز به داشتن دانش تخصصی ندارد. در مقابل، سنسورهای مدل-پایه که بر شناخت پدیده‌ها استوار هستند، در فرآیندهای پیچیده به دلیل نداشتن دانش کافی از ساختار فرآیند، قابل‌استفاده نمی‌باشند. در نتیجه، تمرکز این پایان‌نامه روی سنسورهای نرم داده-پایه قرار داده شده است.

¹ Model-Driven Soft Sensor

² Hybrid Soft Sensor

۳-۴ مدل‌های سنسور نرم

مدل سنسور نرم، همان روش طراحی سنسور نرم است که در شکل ۳-۲ نشان داده شده و در معنای کلی با مدل ریاضی متفاوت است. در واقع روش طراحی سنسور نرم بر این مسئله تأکید می‌کند که تخمین بهینه‌ی متغیرهای اصلی به‌وسیله‌ی متغیرهای هدف بدست می‌آیند. روش‌های رایج مدل‌سازی سنسور نرم که بیشتر مورد مطالعه قرار می‌گیرند عبارت‌اند از [31], [35]:



شکل ۳-۲ مدل‌های سنسور نرم

۳-۴-۱ سنسور نرم مبتنی بر تحلیل مکانیزم فرآیند^۱

از مزایای این روش، ساده، آسان و قابل‌اعمال بودن آن می‌باشد؛ اما این قابلیت اعمال به مرتبه‌ی جامع مکانیزم فرآیند بستگی دارد. ایجاد مدل مناسب برای فرآیندهای پیچیده‌ی صنعتی که تحقیقات کافی برای آن صورت نگرفته، دشوار است.

۳-۴-۲ سنسور نرم مبتنی بر تحلیل رگرسیون^۲

مزیت این روش ساده و عملی بودن آن است؛ اما این روش نیاز به تعداد زیادی داده‌ی نمونه داشته و به خطای اندازه‌گیری حساس است.

۳-۴-۳ سنسور نرم مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی (ANN)^۳

از مزایای مدل‌سازی با شبکه عصبی مصنوعی این است که می‌توان مدل را به‌طور مستقیم با استفاده از داده‌های ورودی و خروجی سیستمی ایجاد کرد که هیچ دانش قبلی از آن نداریم. این مدل قابلیت

¹ Process Mechanism Analysis

² Regression Analysis

³ Artificial Neural Network

تصحیح آنلاین بهتری داشته و برای سیستم‌های شدیداً غیرخطی و نامعین مناسب است؛ اما انتخاب کمیت و کیفیت آموزش داده‌ها، الگوریتم یادگیری، معماری و نوع شبکه همگی در عملکرد مدل سنسور نرم مهم هستند.

۳-۴-۴ سنسور نرم بر پایه‌ی حداقل مربعات-ماشین بردار پشتیبان (LS-SVM)^۱

ماشین بردار پشتیبان بر اساس نظریه‌ی یادگیری آماری است که مرکز توجه محققین درزمینه‌ی یادگیری ماشین قرار گرفته است. این روش، مسائل دشوار را هنگامی که از شیوه‌های عمومی یادگیری مانند مسئله‌ی به حداقل رساندن محلی شبکه، بیش‌یادگیری^۲ و درنتیجه بهبود توانایی تعمیم مدل استفاده می‌شود، حل می‌کند. LS-SVM بازنویسی فرمول SVM است و سرعت حل بالا و پیچیدگی محاسباتی پایین‌تری نسبت به SVM داشته و از یک تابع هزینه‌ی درجه‌دوم استفاده می‌کند. زمانی که روش حداقل مربعات-ماشین بردار پشتیبان برای تقریب تابع استفاده می‌شود، راه‌حل پیوسته‌ای بدست می‌آید. مهم‌ترین تفاوت بین این دو روش این است که LS-SVM برای آموزش از مجموعه‌ای از معادلات خطی استفاده می‌کند، درحالی‌که SVM از یک مسئله‌ی بهینه‌سازی درجه دوم استفاده می‌کند.

پس از تجزیه و تحلیل فرآیند خنک‌کن مشبک کلینکر سیمان، از آنجاکه این سیستم، غیرخطی و متغیر با زمان است، ایجاد مدل دقیق ریاضی مبتنی بر تحلیل فرآیند به منظور تحقق سنسور نرم برای متغیرهای آن دشوار است. همچنین به دلیل دشواری جمع‌آوری حجم زیاد داده‌ها، سنسور نرم مبتنی بر تجزیه و تحلیل رگرسیون نیز مناسب نیست. اگرچه روش ماشین بردار پشتیبان در زمینه‌ی سنسور نرم پرکاربرد است، اما نقص‌ها و مشکلات خاص خود را به همراه دارد؛ بنابراین در این پایان‌نامه، روش مدل‌سازی مبتنی بر شبکه‌عصبی مصنوعی به تصویب رسید.

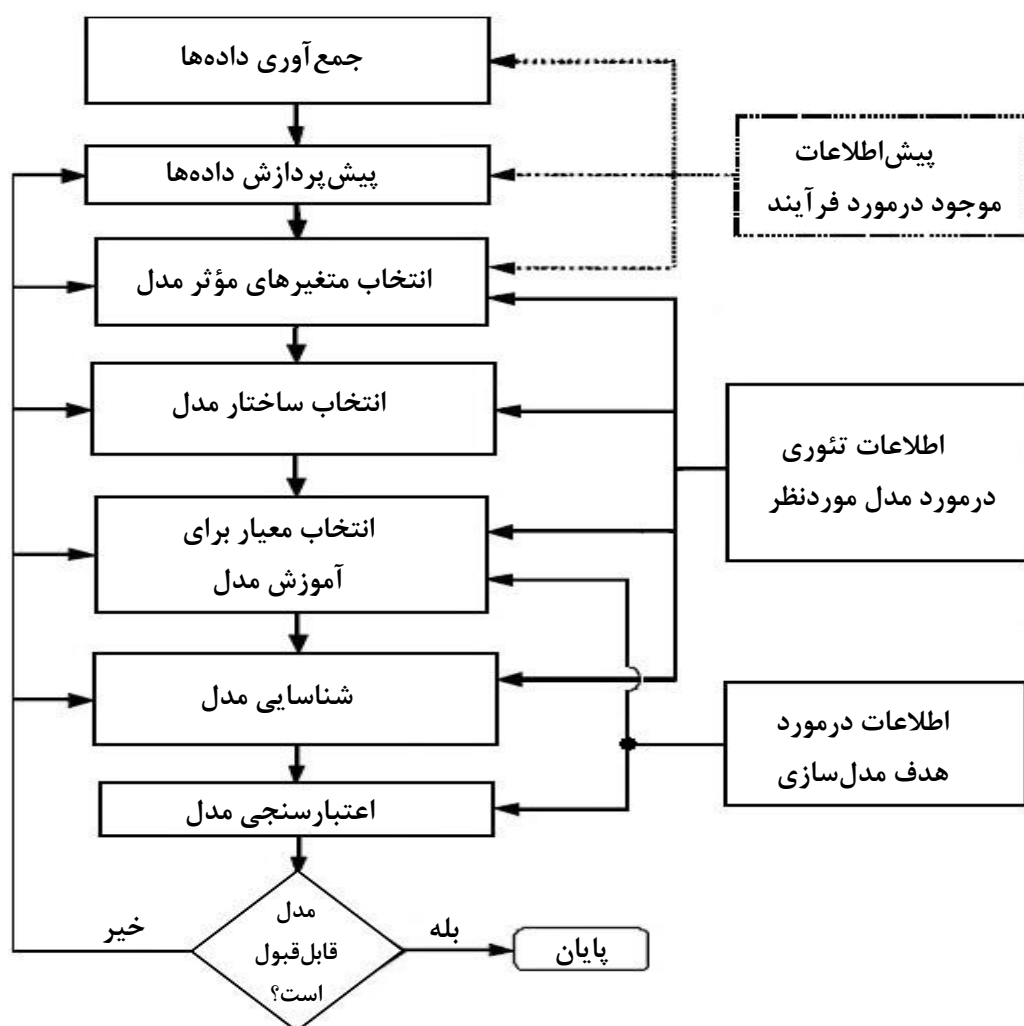
۳-۵ مراحل طراحی سنسور نرم

روش مدل‌سازی فرآیند داده-پایه بر اساس داده‌های جمع‌آوری شده از پایگاه داده‌ی فرآیند، در شکل ۳-۳ ارائه شده است. هنگامی که داده‌های خام جمع‌آوری شدند، اغلب ممکن است حاوی مقدار زیادی ناخالصی ناشی از اغتشاش، اختلال در عملکرد، خرابی و خطا در سنسور و سیستم اکتساب داده‌ها باشند.

¹ Least Squares Support Vector Machine

² Over Learning

علاوه بر آن، تنها برخی از متغیرهای اندازه‌گیری شده برای مدل‌سازی روش، مهم هستند؛ بنابراین، پیش‌پردازش داده که شامل انتخاب متغیر، حذف نویز، تشخیص داده‌های پرت¹ و جایگزینی مقدار برای داده‌های از دست رفته می‌شود، بخش مهمی از روش مدل‌سازی است. پس از آن لازم است متغیرهای مؤثر ورودی و بعد از آن ساختار مناسب برای مدل انتخاب شود. گام بعدی، تعریف معیار برای تخمین پارامترهای مدل با استفاده از روش عددی است. اگر مدل ساخته شده الزامات را برآورده کرد، الگوریتم مدل‌سازی به پایان می‌رسد. در غیر این صورت باید این الگوریتم چندین بار تکرار شود. انتخاب مناسب ساختار مدل و معیار برای تخمین پارامترها از بخش‌های مهم و شایان توجه ویژه می‌باشد، چراکه این مسائل تأثیر زیادی بر کیفیت کلی نرم‌سنسور دارند [31].



شکل ۳-۳ رسم توضیحی طراحی سنسور نرم داده پایه

¹ Outlier Detection

در ادامه توضیحات هر مرحله به تفصیل آمده است:

۳-۵-۱ جمع آوری داده‌ها

معمولاً در صنایع بزرگ، داده‌های متغیرهای فرآیند جمع‌آوری و ذخیره می‌شوند. یکی از کاربردهای مهم داده‌های ذخیره‌شده، استفاده از آن‌ها برای شناسایی سیستم است. داده‌هایی که در این پایان‌نامه در دسترس است، حاصل نمونه‌برداری ۶۵ روز به‌طور مداوم و ۲۴ ساعته‌ی شبانه‌روزی است.

۳-۵-۲ پیش‌پردازش داده‌ها

هنگامی که داده‌ها از فرآیند نمونه‌برداری شده جمع‌آوری می‌شوند، لزوماً برای شناسایی سیستم مناسب نیستند و نیاز به آماده‌سازی دارند. چراکه ممکن است دارای معایب زیر باشند:

۱- اغتشاش فرکانس بالا در نمونه‌برداری

۲- از دست رفتن برخی داده‌ها در حین فرآیند نمونه‌برداری

۳- وجود انحراف از صفر، اغتشاش فرکانس پایین و رفتار احتمالی تناوبی سیستم

موارد بیان‌شده، در برخی از موارد به دلیل خرابی دستگاه‌های اندازه‌گیری، اشتباه در خواندن اندازه‌ی متغیرها، وجود اغتشاش غیرمعمول و نویز فرکانس بالا، داده‌ها می‌باشد و باعث نامطلوب شدن کیفیت داده‌ها خواهند شد؛ بنابراین داده‌ها نیازمند عملیات پیش‌پردازش به‌منظور گسسته‌سازی، رفع نویز، اعمال فیلتر، کاهش سطوح قله‌ها، تصحیح مقدار انحراف از صفر و ... می‌باشند.

۳-۵-۲-۱ کاهش تعداد نمونه‌ها

نمونه‌برداری از سیگنال‌های پیوسته در سیستم‌های کنترل دیجیتال، باعث از بین رفتن اطلاعات می‌شود؛ بنابراین لازم است که فرکانس نمونه‌برداری اطلاعات به‌نحوی انتخاب شود که در محتوای اطلاعاتی داده‌های نمونه‌برداری شده مشکلی ایجاد نشود. در تئوری پردازش سیگنال گسسته اثبات می‌شود که حداقل فرکانس نمونه‌برداری می‌بایست دو برابر پهنای باند فرکانسی سیگنال نمونه‌برداری شده باشد تا بتوان سیگنال پیوسته را از سیگنال نمونه‌برداری شده بازسازی نمود. داشتن نمونه‌های زیاد از داده‌ها

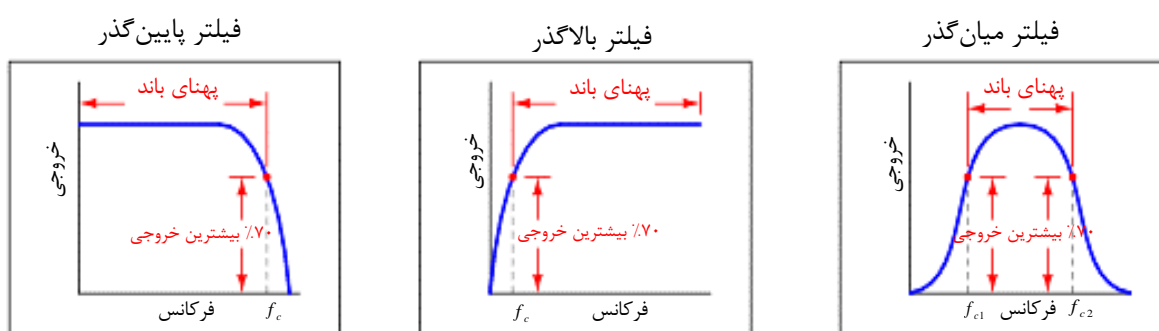
باعث پاره‌ای مشکلات در فرآیند شناسایی می‌گردد، به طوری که با نمونه‌های بیش از حد، علاوه بر سخت شدن فرآیند شناسایی، به زمان بیشتری جهت آموزش نیاز است.

۳-۲-۵-۲ فیلتر کردن داده‌ها

برطرف کردن تغییرات شدید قله‌ها و هموارسازی داده‌ها در حل مسئله‌ی شناسایی بسیار اهمیت دارد. این تغییرات ناگهانی به دلیل عملیات سنسورها و کارت‌های اتصال داده رخ می‌دهند. برای حل این مشکل، داده‌ها را از فیلتر مناسبی که می‌تواند سیگنال نویز را از سیگنال اصلی حذف کند، می‌گذرانند. نتایج نشان می‌دهند که داده‌هایی که از فیلتر میان‌گذر^۱ عبور کنند، سیگنال نویز بر روی سیگنال اصلی باقی می‌ماند. البته، با کوتاه کردن باند میانی فیلتر میان‌گذر، می‌توان سیگنال نویز را حذف نمود، ولی چون سبب تغییر شکل سیگنال می‌شود حالت ماندگار سیستم را از بین برده و بنابراین فیلتر مناسبی برای داده‌های این پایان‌نامه نمی‌باشد. چنانچه از فیلتر بالاگذر^۲ استفاده شود، حالت ماندگار سیستم و برخی از قله‌های لازم در داده‌های موردنظر از بین رفته و فقط فرکانس‌های بالا که همان نویزهای سیستم می‌باشند، در سیستم باقی می‌مانند؛ اما انتخاب یک فیلتر پایین‌گذر^۳ با فرکانس قطع مناسب، ضمن حفظ حالت ماندگار سیستم، سبب حذف نویزهای فرکانس بالا شده و همچنین قادر به بازسازی ویژگی‌های اصلی سیگنال می‌باشد.

مشخصات فیلترهای معرفی شده در توضیحات بالا (فیلتر پایین‌گذر، بالاگذر و میان‌گذر) در شکل

۳-۴ نمایش داده شده است.



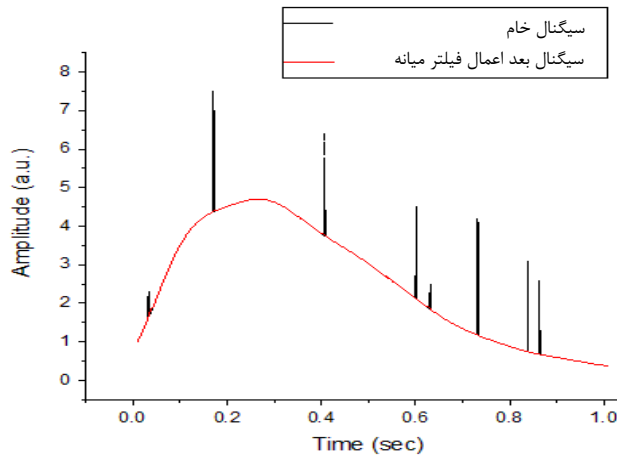
شکل ۳-۴ انواع فیلترهای معرفی شده

¹ Band-pass Filter

² High-pass Filter

³ Low-pass Filter

البته قبل از اعمال این فیلتر، لازم است تغییرات ناگهانی سیگنال را حذف نموده و سیگنال را با اعمال فیلتر میانه^۱ به یک سیگنال هموار^۲ تبدیل کرد. الگوریتم این فیلتر به این صورت است که بخش به بخش در امتداد سیگنال، پیش رفته و به جای هر بخش، متوسط بخش‌های همسایه جایگزین می‌شود. نمونه‌ای از نحوه عملکرد این فیلتر در شکل ۳-۵ نشان داده شده است.



شکل ۳-۵ نحوه عملکرد فیلتر میانه روی یک سیگنال خام

۳-۲-۵-۳ نرمال‌سازی داده‌ها

مسئله‌ی دیگری که در پیش‌پردازش داده‌ها باید مورد توجه قرار داد، تفاوت داده‌ها از لحاظ نوع کمیت و گستره‌ی عددی آن‌ها است. برای مثال در یک سیستم ممکن است برخی داده‌ها از جنس دما و برخی دیگر از جنس فشار باشند. به‌عنوان راه‌حل می‌توان به‌جای استفاده از داده‌ها با مقادیر واقعی، از مقدار نرمال‌شده‌ی آن‌ها استفاده نمود. روش‌های زیادی برای نرمال‌سازی داده‌ها وجود دارد که به دو نمونه از آن‌ها اشاره می‌شود:

۱- نرمال‌سازی به روش **min-max**. در این روش، تمام داده‌ها با توجه به مقدار بیشینه و کمینه، بین صفر و یک قرار می‌گیرند. در این روش، برای نمونه‌ی x از بردار داده‌ی X ، مقدار نرمال‌شده‌ی آن از رابطه‌ی (۳-۱) بدست می‌آید که در آن x_{nom} ، X_{min} و X_{max} به ترتیب مقدار نرمال‌شده‌ی نمونه‌ی x ، حداقل و حداکثر مقدار بردار X هستند.

$$x_{nom} = \frac{x - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (۳-۱)$$

¹ Median Filter

² Smooth Signal

۲- نرمال سازی با روش **z-score**: در این روش بعد از نرمال سازی، داده‌ها دارای توزیع نرمال یعنی میانگین صفر و واریانس یک می‌باشند. رابطه‌ی (۲-۳) این روش را نشان می‌دهد که در آن x_{nom} ، X_{mean} و σ به ترتیب مقدار نرمال شده‌ی نمونه‌ی x ، میانگین و انحراف معیار بردار X هستند.

$$x_{nom} = \frac{x - X_{mean}}{\sigma} \quad (2-3)$$

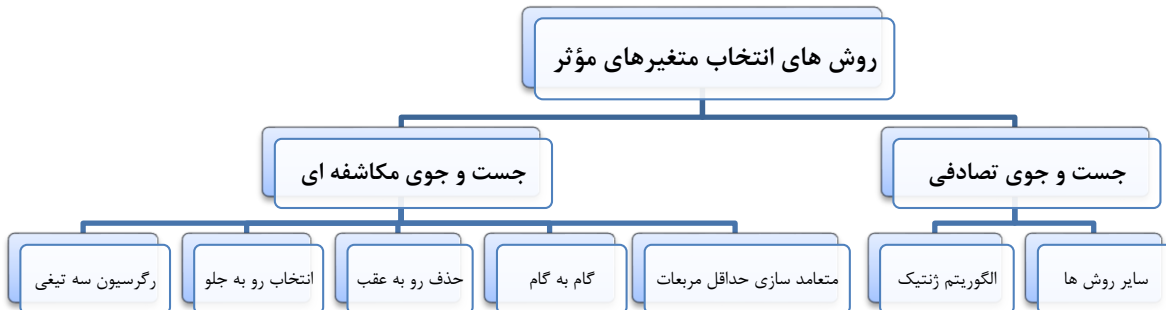
که در این پایان‌نامه، از روش اول برای نرمال سازی داده‌ها استفاده شده است.

۳-۵-۳ انتخاب متغیرهای مؤثر مدل

سه موضوع مهمی که در این بخش مطرح می‌گردد، تخمین تأخیر سیستم، انتخاب ورودی‌های مؤثر و در نهایت دینامیک‌های مؤثر آن‌ها می‌باشد. به منظور شناسایی فرآیند، تأخیر خالص سیستم، اولین پارامتر مهمی است که باید مشخص گردد. در مواردی که خود سیستم در دسترس باشد و بتوان با اعمال ورودی‌های مناسب، عمل جمع‌آوری داده را انجام داد، اطلاعات بسیار مفیدی مانند میزان تأخیر سیستم، دینامیک‌های سیستم و حالت‌های کاری مختلف سیستم در اختیار طراح مدل قرار می‌گیرد؛ اما اگر سیستم در اختیار نباشد، این اطلاعات باید با همکاری افراد خبره‌ی سیستم و طراح مدل، با استفاده از روش‌های مختلف بدست آید. با توجه در دسترس نبودن سیستم به منظور اعمال ورودی‌های مطلوب، نمی‌توان از روش‌هایی مانند پاسخ پله یا نظایر آن که مستلزم اعمال ورودی دلخواه به سیستم است، استفاده کرد. همچنین به علت غیرخطی بودن سیستم نمی‌توان از روش‌های تخمین تأخیر خطی مانند روش‌های مبتنی بر محاسبه‌ی همبستگی استفاده نمود؛ بنابراین، تأخیر سیستم در همان روند تعیین دینامیک‌های مؤثر بدست آورده می‌شود.

موضوع مهم بعدی، انتخاب ورودی‌های مؤثر است. اهمیت این موضوع تا حدی است که اگر ورودی‌ها دارای اطلاعات و دینامیک لازم نباشند، شناسایی با مشکل روبه‌رو خواهد شد. برای تعیین ورودی‌های مؤثر، دانستن اثر هر کدام از ورودی‌ها بر خروجی‌ها، همچنین روش انتخاب ورودی‌های مستقلاً که روی خروجی مدل تأثیر زیادی دارد بسیار مهم است. در این پایان‌نامه، انتخاب ورودی‌های مؤثر با استفاده از نتایج موجود در تحقیقات [12] و تجربه‌ی کارشناسان خبره انجام شده است.

برای انتخاب دینامیک‌های مؤثر، روش‌های مختلفی وجود دارد. رایج‌ترین روش‌های موجود انتخاب متغیرهای مؤثر از غیرمؤثر در شکل ۳-۶ معرفی و در ادامه توضیح داده شده است.



شکل ۳-۶ روش‌های مختلف انتخاب متغیرهای مؤثر از غیرمؤثر

لازم به ذکر است برای محاسبه‌ی دینامیک‌های مؤثر ورودی در این پایان‌نامه، از روش گام‌به‌گام $k-1+$ و الگوریتم ژنتیک^۲ استفاده شده است. برای دینامیک‌های مؤثر خروجی نیز مقادیری فرضی لحاظ شده‌اند.

۳-۵-۳-۱ رگرسیون سه تیغی^۳

فرمول تخمین پارامترهای سیستم در این روش به صورت (۳-۳) است:

$$\hat{\theta} = (X^T X + \alpha I)^{-1} X^T Y \quad (3-3)$$

که در آن پارامتر α را تغییر داده و به ازای تغییرات آن، تغییرات عناصر بردار تخمین پارامترها بررسی می‌شود. پارامترهایی که تغییرات کمتری نسبت به تغییرات α از خود نشان می‌دهند در اصل همان پارامترهای مربوط به دینامیک‌های مهم سیستم هستند [36]. از مشکلات این روش این است که در مواقعی که عمق دینامیک‌ها خیلی زیاد است، استفاده از آن به دلیل حجم محاسباتی بالا مناسب نخواهد بود.

۳-۵-۳-۲ انتخاب روبه‌جلو (FS)^۴

کار این روش، با یک مجموعه‌ی خالی آغاز می‌شود. سپس در هر تکرار، یک دینامیک از ورودی را که کمترین خطای آزمایش را ایجاد می‌کند، به مجموعه جواب اضافه می‌کند، این تکرارها تا زمانی که خطای

¹ Stepwise

² Genetic Algorithm

³ Ridge Regression

⁴ Forward Selection

آزمایش، از خطای آزمایش مرحله‌ی قبلی بیشتر نشود، ادامه می‌یابد [37]. به عبارت دیگر، ابتدا یک مجموعه جواب خالی در نظر گرفته و با توجه به عمق دینامیک تعیین شده برای ورودی‌ها (d)، از d تخمین تک-دینامیکی، کار شروع می‌شود. خطای آزمایش برای این d تخمین، محاسبه شده و بررسی می‌شود کدام تخمین بهتر است. در نتیجه دینامیکی که هنگام تخمین آن، خطای آزمایش کمینه شود، به عنوان اولین دینامیک انتخابی به مجموعه جواب اضافه می‌شود. در مرحله‌ی دوم، با قرار دادن دینامیک انتخابی مرحله‌ی قبل در کنار $d-1$ دینامیک باقی مانده، $d-1$ تخمین دو-دینامیکی ساخته می‌شود. این بار خطای آزمایش را برای این $d-1$ تخمین، محاسبه کرده، در نتیجه دینامیک دومی که ترکیب دوتایی آن با دینامیک مرحله‌ی قبل منجر به استخراج کمترین خطای آزمایش شد به عنوان دومین دینامیک (عنصر دوم مجموعه جواب) انتخاب می‌شود. به همین ترتیب، مرحله به مرحله پیش رفته و در هر مرحله یک دینامیک با کمترین خطا به مجموعه جواب اضافه می‌شود. انتخاب دینامیک تا جایی ادامه می‌یابد که خطای آزمایش از خطای مرحله‌ی قبلی بیشتر نشود. مشکلی که این روش با آن روبه‌روست، این است که دینامیک اضافه شده حتی اگر مناسب نباشد، از مجموعه جواب حذف نمی‌شود.

۳-۳-۵-۳ حذف روبه عقب (BE)^۱

کار این روش برعکس روش حذف روبه جلو، با مجموعه‌ای شامل تمام دینامیک‌ها آغاز می‌شود و در هر بار تکرار الگوریتم، دینامیکی که به وسیله‌ی آن خطای آزمایش بیشینه شود را از مجموعه جواب حذف می‌کند. این کار تا زمانی ادامه می‌یابد که خطای آزمایش، از خطای آزمایش مرحله‌ی قبلی بیشتر نشود [38]. به عبارت دیگر، ابتدا با توجه به عمق دینامیک تعیین شده برای ورودی‌ها (d)، یک مجموعه جواب شامل d -دینامیک در نظر گرفته و با d تخمین $d-1$ -دینامیکی، کار شروع می‌شود. خطای آزمایش برای این d تخمین، محاسبه شده و بررسی می‌شود کدام تخمین بدتر است. در نتیجه دینامیکی که هنگام تخمین آن، خطای آزمایش بیشینه شود، به عنوان اولین دینامیک انتخابی از مجموعه جواب حذف می‌شود. در مرحله‌ی دوم، با حذف دینامیک انتخابی مرحله‌ی قبل از مجموعه جواب، $d-1$ تخمین $d-2$ -دینامیکی ساخته می‌شود. این بار خطای آزمایش را برای این $d-2$ تخمین، محاسبه کرده، در نتیجه دینامیک دومی که ترکیب دوتایی آن با دینامیک مرحله‌ی قبل منجر به استخراج بیشترین

¹ Backward Elimination

خطای آزمایش شد به عنوان دومین دینامیک (عنصر دوم حذفی از مجموعه جواب) انتخاب می‌شود. به همین ترتیب، مرحله به مرحله پیش رفته و در هر مرحله یک دینامیک با بیشترین خطا از مجموعه جواب حذف می‌شود. حذف دینامیک تا جایی ادامه می‌یابد که خطای آزمایش از خطای مرحله‌ی قبلی بیشتر نشود. مشکل این روش این است که دینامیک حذف شده را حتی اگر مناسب باشد، دیگر به مجموعه اضافه نمی‌کند [23].

۳-۵-۳ روش گام به گام ($l+k$)

همان‌طور که بخش‌های قبلی هم گفته شد در روش انتخاب روبه جلو، اگر دینامیکی انتخاب شود دیگر امکان حذف آن از مجموعه جواب وجود ندارد. همچنین در روش حذف روبه عقب، اگر دینامیکی حذف شود، دیگر نمی‌توان آن را به مجموعه جواب اضافه نمود. بنابراین وجود این مشکلات ممکن است باعث شود دو دینامیک مؤثری که در کنار هم خوب عمل می‌کنند در مجموعه جواب ظاهر نشوند؛ در عوض دینامیک‌هایی ظاهر شوند که ترکیب آن‌ها به اندازه‌ی ترکیب قبلی مؤثر نیست. روش $l+k$ در حقیقت تلفیق دو روش قبلی است که کارایی بهتری در مقایسه با آن‌ها دارد و اشکال آن‌ها را تا حدودی رفع می‌کند.

در هر مرحله از این الگوریتم، l و k به صورت تصادفی انتخاب می‌شوند. نکته‌ی مهم در انتخاب l و k این است که اختلاف این دو پارامتر همواره ثابت بوده و بیانگر تعداد دینامیک‌های مؤثر مورد نظر می‌باشد که در ابتدای الگوریتم توسط طراح مشخص می‌شود. در این الگوریتم، ابتدا l دینامیک مؤثر با الگوریتم انتخاب روبه جلو تعیین می‌شود، سپس به عقب بازگشته و به حذف تصادفی k دینامیک از دینامیک‌های انتخابی با الگوریتم حذف روبه عقب اقدام می‌شود. شرط توقف این الگوریتم این است که خطای آزمایش از خطای آزمایش مرحله‌ی قبلی بیشتر نشود. با وجود این که این روش مشکلات دو روش قبلی را حل کرده و به دینامیک‌ها فرصت انتخاب یا حذف مجدد می‌دهد، اما به دلیل اینکه گام‌های پیش‌روی و پس‌روی به صورت تصادفی انتخاب می‌شود، باز هم نمی‌توان گفت تمامی حالت‌های ممکن بررسی شده و بنابراین لزوماً به بهترین مجموعه نخواهد رسید.

۳-۵-۳-۵ متعامدسازی حداقل مربعات (OLS)^۱

دینامیک‌های بدست آمده از روش‌های انتخاب روبه‌جلو و یا حذف روبه‌عقب نتایج متفاوت تولید می‌کنند که این به علت متعامد نبودن فضای دینامیک‌هایی که در اختیار است، می‌باشد. متعامدسازی حداقل مربعات روشی است که به حل این مشکل کمک می‌کند. ایده‌ی متعامدسازی به این صورت است که ابتدا طبق قضیه‌ی گرام اشمیت^۲ می‌توان اظهار داشت که هر فضای غیرمتعامد شامل N نمونه به صورت (۳-۴) قابل تجزیه است [39]:

$$X = QR \quad (۳-۴)$$

که در آن R یک ماتریس بالا مثلثی $n \times n$ بوده و Q ماتریسی با ابعاد $N \times n$ و دارای ستون‌های متعامد است؛ بنابراین، می‌توان از فضای متعامدشده‌ی Q برای انتخاب دینامیک‌ها استفاده نمود.

۳-۵-۳-۶ الگوریتم ژنتیک

الگوریتم ژنتیک از دیگر روش‌های انتخاب دینامیک‌های مؤثر است که در آن عامل انتقال صفات بیولوژیک، کروموزوم‌ها و ژن‌ها هستند و نحوه‌ی عملکرد آن‌ها به گونه‌ای است که در نهایت ژن‌ها و کروموزوم‌های برتر و قوی‌تر باقی می‌مانند.

شکل ۳-۷ یک نمونه از کروموزوم‌های مورد استفاده در انتخاب دینامیک‌های مؤثر در الگوریتم ژنتیک را نشان می‌دهد.



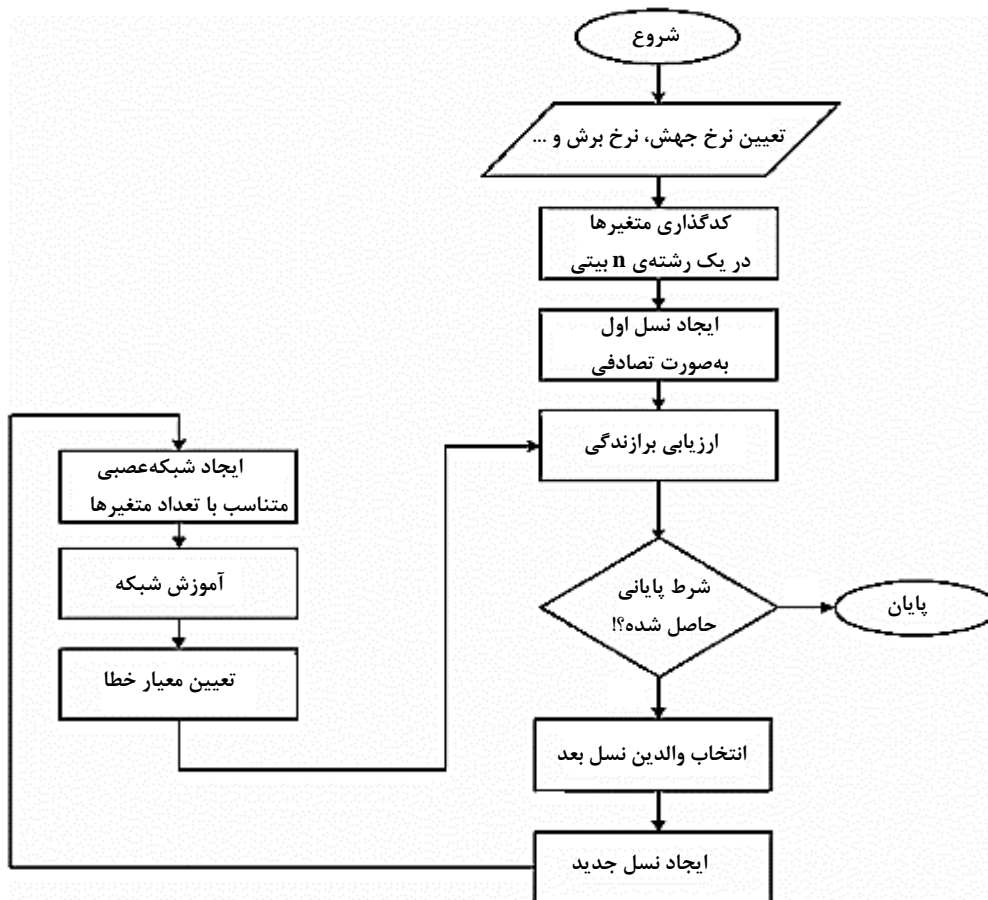
شکل ۳-۷ نمایش کروموزوم

در این ساختار، مقادیر ژن‌ها به صورت باینری بوده، به طوری که صفر برای دینامیکی در نظر گرفته می‌شود که بایستی حذف شود و یک متناظر با دینامیکی است که باید انتخاب شود [13]. شماره‌های نسبت داده شده به ژن‌های دارای مقدار یک که نشان دهنده‌ی شماره‌ی دینامیک‌های انتخاب شده از میان عمق دینامیک‌های مؤثر می‌باشند، در برداری ذخیره می‌شوند.

¹ Orthogonal Least Square

² Gram-Schmidt

مراحل اجرای این الگوریتم در شکل ۳-۸ نشان داده شده است [40].



شکل ۳-۸ الگوریتم ژنتیک برای انتخاب دینامیک مؤثر ورودی

تابع برازندگی^۱: دو پارامتر تعداد دینامیک‌های انتخاب‌شده و خطای شناسایی سیستم به‌عنوان معیاری برای ارزیابی در نظر گرفته می‌شوند. به‌عبارت‌دیگر، نتیجه‌ی مطلوب، دارای تعداد دینامیک انتخاب‌شده و همچنین خطای شناسایی کمتر می‌باشد. بنابراین تابع هدف با قرار دادن این دو معیار در یک تابع به‌فرم معادله‌ی (۳-۵) تعریف شده و با اعمال ضرایب منفی مسئله به بیشینه‌سازی معادله تبدیل می‌شود.

$$\text{تابع برازندگی} = W_1 f_1 + W_2 f_2 \quad (۳-۵)$$

که در آن f_1 اولین هدف (کمینه شدن تعداد دینامیک‌های انتخاب‌شده) و f_2 دومین هدف (کمینه شدن خطای شناسایی سیستم) می‌باشد. وزن‌های W_1 و W_2 نیز به‌منظور ایجاد تعادل میان دو هدف موردنظر می‌باشد. این تابع، هر رشته کروموزوم را با یک مقدار عددی ارزیابی می‌کند تا کیفیت و در نتیجه احتمال مشارکت برای تولید نسل بعدی آن را مشخص نماید.

¹ Fitness Function

انتخاب^۱: بعد از آن که برازندگی تمام افراد یک نسل مشخص شد، طبق اصول طبیعی، به افراد برازنده تر شانس تولیدمثل بیشتری داده می شود. ساده ترین روش انتخاب، استفاده از گردونه‌ی شانس^۲ است. در این روش، چرخه با قطاع‌های نامساوی طوری در نظر گرفته می شود که هر فرد قطاعی با زاویه مرکزی $\frac{2\pi f_i}{\sum f_i}$ داشته باشد. حال عددی تصادفی در بازه‌ی $[0, 2\pi)$ در نظر گرفته، رشته‌ای انتخاب می شود که عدد تصادفی در قطاع مربوط به آن قرار گیرد. درست مانند گردونه‌ی شانس که قطاع بزرگ تر شانس بیشتری برای انتخاب شدن دارد.

برش^۳: به منظور تولید فرزند، از عملگرهای برش (تک نقطه‌ای و چند نقطه‌ای) و همچنین جهش^۴ استفاده می شود. در عملگر برش تک نقطه‌ای ابتدا عددی تصادفی بین $[1 - L_c, 1]$ انتخاب می شود؛ سپس ژن‌های متناظر با آن، در دو رشته‌ای که باید با هم ترکیب شوند، عوض شده و به این ترتیب دو فرزند به وجود می آید. در برش چند نقطه‌ای، چند نقطه به طور تصادفی انتخاب شده و عمل برش بین آن‌ها اتفاق می افتد. احتمال وقوع برش بین دو زوج معمولاً بین ۰/۶ تا ۱ انتخاب می شود.

جهش: برای هر فرد در مجموعه (معمولاً بعد از عمل برش)، احتمال وقوع جهش که معمولاً کمتر از ۰/۲ است، بررسی شده، چنانچه باید جهش انجام گیرد، نقطه‌ای در کروموزوم، به صورت تصادفی انتخاب می شود و مقدار آن از صفر به یک و یا برعکس تبدیل می شود.

همگرایی: در انتها بعد از همگرایی، بهترین افراد که در اینجا همان دینامیک‌های مؤثر ورودی می باشند، بدست خواهند آمد.

در گردآوری توضیحات این بخش، مراجع [41], [36] نیز مورد استفاده قرار گرفته است.

۳-۵-۴ انتخاب ساختار مدل

گام بعدی در طراحی سنسور نرم، پس از جمع‌آوری و پیش‌پردازش داده‌ها انتخاب ساختار مدل است. مدل می تواند خطی یا غیرخطی، استاتیکی یا دینامیکی و پارامتری و غیرپارامتری باشد. ARX، FIR، ARMAX چند نمونه از ساختارهای خطی پارامتری و NFIR^۵، NARX^۶، NARMAX^۷ از جمله

¹ Selection

² Roulette Wheel

³ Crossover

⁴ Mutation

⁵ Nonlinear FIR

⁶ Nonlinear ARX

⁷ Nonlinear ARMAX

ساختارهای غیرخطی پارامتری می‌باشند. شبکه‌عصبی، سیستم‌های فازی و شبکه‌عصبی-فازی نیز چند نمونه از ساختارهای غیرخطی غیرپارامتری می‌باشند. اکثر سیستم‌های صنعتی غیرخطی هستند، بنابراین انتخاب ساختار غیرخطی برای مدل به واقعیت نزدیک‌تر است. ساختار غیرخطی که در این پایان‌نامه استفاده شده، شبکه‌عصبی است که می‌تواند هر تابعی را با هر دقتی تخمین بزند؛ بنابراین توضیحات سایر مراحل با تکیه بر این فرض آورده شده است.

موضوعات مهمی که در بخش ساختار مدل شبکه‌های عصبی قابل‌بحث است، شامل موارد زیر می‌-

شود: ۱- نوع شبکه‌ی عصبی، ۲- اتصالات داخلی شبکه و ۳- توابع تحریک بکاررفته [42].

۳-۵-۴-۱ نوع شبکه‌عصبی

شبکه‌های عصبی انواع متفاوتی دارند که از جمله پرکاربردترین آن‌ها عبارت‌اند از:

۱- شبکه‌عصبی پرسپترون^۱: یکی از مهم‌ترین شبکه‌های عصبی که در مهندسی جایگاه خاصی دارد و از زمره‌ی کاربردی‌ترین شبکه‌ها بکار می‌رود، شبکه‌های عصبی پرسپترون هستند. این شبکه‌ها قادرند با انتخاب مناسب تعداد لایه‌ها و سلول‌های عصبی، یک نگاشت خطی را به‌دقت انجام دهند.

۲- شبکه‌عصبی آدالین^۲: این شبکه بسیار شبیه شبکه‌عصبی پرسپترون تک‌لایه است، با این تفاوت که تابع تحریک آن خطی است. شبکه‌عصبی آدالین فقط الگوهای خطی مستقل را از هم طبقه‌بندی می‌کند، بنابراین در مسائلی کاربرد دارد که به‌طور خطی از هم متمایزند.

۳- شبکه‌عصبی تابع پایه‌شعاعی (RBF): این شبکه برخلاف شبکه‌عصبی پرسپترون چندلایه، از سه لایه‌ی ثابت تشکیل شده و تابع تحریک آن یک تابع غیرخطی است. شبکه‌عصبی تابع پایه‌شعاعی علاوه بر سادگی ساختار، می‌تواند هر تابعی را با در نظر گرفتن شرایط محدودی تقریب بزند.

۳-۵-۴-۲ اتصالات داخلی شبکه

از دیدگاه تئوری پردازش اطلاعات، دو نوع کلی از ساختارهای شبکه‌عصبی وجود دارند:

۱- شبکه‌های عصبی پیش‌رو^۳: که در آن هیچ حلقه‌ای در ساختار شبکه وجود ندارد و شامل شبکه‌های عصبی پیش‌روی تک‌لایه و پیش‌روی چندلایه می‌شوند. شبکه‌های عصبی پیش‌روی چندلایه، برخلاف

¹ Perceptron

² Adaline

³ Feed-Forward Neural Networks

پیش‌روی تک‌لایه شامل یک یا چند لایه‌ی میانی (مخفی) است که نرون‌های این لایه‌ها، نرون‌های مخفی نیز نامیده می‌شوند. با اضافه کردن این لایه‌های میانی، شبکه، توانایی تجزیه و تحلیل‌های با درجه پیچیدگی بالاتر را خواهد داشت.

۲- شبکه‌های عصبی برگشتی^۱: که در آن به واسطه‌ی ارتباطات پس‌خور^۲، حلقه‌هایی در ساختار شبکه به وجود می‌آید. در ساختار شبکه‌ی برگشتی، خروجی هر نرون، سایر نرون‌های شبکه را تغذیه می‌کند.

۳-۴-۵-۳ توابع تحریک بکاررفته

خروجی واقعی به تابع تحریک ویژه‌ای که انتخاب شده بستگی دارد و باید معیارهای موردنظر مسئله‌ای که شبکه‌عصبی برای حل آن استفاده می‌شود را برآورده کند. سه نوع پرکاربردترین آن‌ها عبارت‌اند از:
 ۱- تابع تحریک حد آستانه^۳: این تابع، مقادیر ورودی را بین دو مقدار (معمولاً ۰ یا ۱) محدود می‌کند، بنابراین در مسائلی بکار برده می‌شود که بخواهیم داده‌ها را به‌طور خطی از هم جدا کنیم. رابطه‌ی آن نیز به صورت (۶-۳) است:

$$F(Net) = \begin{cases} 1, & \text{if } Net \geq 0 \\ 0, & \text{if } Net < 0 \end{cases} \quad (6-3)$$

۲- تابع تحریک خطی^۴: این تابع بیشتر در شبکه‌های آدالاین مورد استفاده قرار می‌گیرد، خروجی این تابع برابر ورودی آن است و رابطه‌ی آن به صورت (۷-۳) است:

$$F(Net) = Net \quad (7-3)$$

۳- تابع تحریک تانژانت-سیگموئید^۵: از آنجایی که تابع تحریک تانژانت-سیگموئید، یک تابع مشتق‌پذیر است، عموماً از آن در شبکه‌های چندلایه‌ای استفاده می‌شود که با استفاده از الگوریتم پس‌انتشار خطا^۶ آموزش می‌پذیرند. رابطه‌ی این تابع به صورت (۸-۳) است:

$$F(Net) = \frac{1 - e^{-g \cdot Net}}{1 + e^{-g \cdot Net}} \quad (8-3)$$

مطابق این عبارت، ورودی این تابع تحریک می‌تواند هر مقداری بین منفی بینهایت تا مثبت بینهایت باشد، درحالی‌که خروجی آن در بازه‌ی ۰ و ۱ محدود شده است. هرچه g به سمت بینهایت میل می‌کند

¹ Recurrent Neural Networks

² Feedback

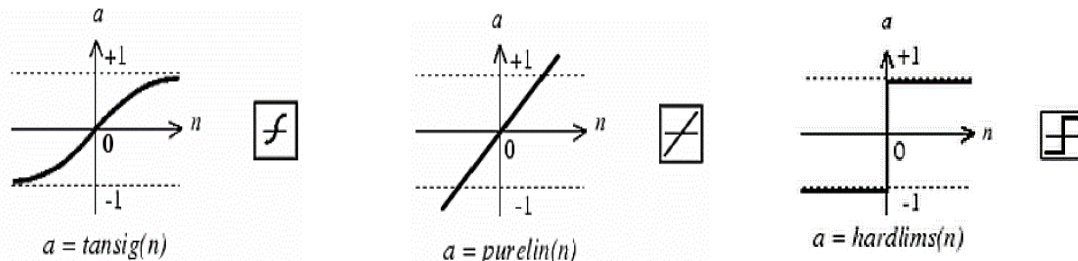
³ Hardlims

⁴ Purelin

⁵ Tansigm

⁶ Backpropagation

تابع تانژانت سیگموئید به تابع حد آستانه تبدیل می‌شود. نکته‌ی مهم در مورد این تابع این است که این تابع برخلاف تابع حد آستانه مشتق‌پذیر است و این یک موضوع بسیار مهم در شبکه‌های عصبی است. نمودارهای مربوط به توابع تحریک معرفی‌شده در بالا در شکل ۳-۹ نشان داده شده است.



شکل ۳-۹ توابع تحریک (به ترتیب از راست به چپ): حد آستانه، خطی و تانژانت-سیگموئید

در شبکه‌های عصبی استفاده‌شده در این پایان‌نامه، به ترتیب از تابع تحریک تانژانت-سیگموئید و خطی به‌عنوان توابع محرک لایه‌ی میانی و لایه‌ی خروجی استفاده شده است.

۳-۵-۵ انتخاب معیار برای آموزش مدل

به‌طور کلی شبکه‌های عصبی مصنوعی از لحاظ یادگیری بر دو دسته‌اند: شبکه‌های وزن ثابت و شبکه‌های با وزن متغیر (شبکه‌های یادگیرنده). خود شبکه‌های یادگیرنده نیز به دو دسته‌ی با سرپرست^۱ و بدون سرپرست^۲ تقسیم می‌شوند. در شبکه‌های با سرپرست، در فاز آموزش از نمونه‌هایی استفاده می‌گردد که خروجی ایده‌آل متناظر با آن‌ها از پیش دانسته است. به عبارت دیگر در این‌گونه شبکه‌ها، نمونه‌های داده‌ی ورودی، برچسب دارند. در شبکه‌های بی‌سرپرست، بر اساس یک معیار (مثلاً فاصله) و بر اساس نوعی رقابت، خروجی موردنظر در کلاس جداگانه قرار می‌گیرد [43].

به‌منظور آموزش شبکه و اصلاح وزن‌ها تا رسیدن به یک خطای معنادار، روش‌های بسیار زیادی وجود دارد. یکی از مشهورترین این روش‌ها، الگوریتم پس‌انتشار خطا (BP)^۳ است که در شبکه‌های عصبی پیش‌رو مورد استفاده قرار می‌گیرد. واژه‌ی پس‌انتشار به معنای این است که خطاها به سمت عقب در شبکه تغذیه می‌شوند تا وزن‌ها را اصلاح کنند و پس‌از آن، مجدداً ورودی مسیر پیش‌روی خود تا

¹ Supervised

² Unsupervised

³ Error Back Propagation Algorithm

خروجی را تکرار کند. روش پسانتشار خطا از روش‌های با سرپرست است، بنابراین خروجی شبکه با خروجی‌های ایده‌آل مقایسه شده و خطای شبکه محاسبه می‌گردد. در این الگوریتم، ابتدا فرض بر این است که وزن‌های شبکه به‌طور تصادفی انتخاب شده‌اند. در هر گام، خروجی شبکه محاسبه شده و برحسب میزان اختلاف آن با خروجی مطلوب، وزن‌ها تصحیح می‌گردند تا درنهایت این خطا، کمینه شود. در الگوریتم پسانتشار خطا، تابع تحریک هر عصب به‌صورت جمع وزن‌دار ورودی‌های مربوط به آن عصب در نظر گرفته می‌شود [44].

حال بایستی به بررسی ارتباط خطا با ورودی‌ها، وزن‌ها و خروجی‌ها بپردازیم. برای این کار روش‌های متفاوتی وجود دارد که برخی از مهم‌ترین آن‌ها عبارتند از:

- روش بیشترین شیب نزول^۱
- روش نیوتن^۲
- روش اندازه حرکت^۳
- روش آنتروپی متقابل^۴
- روش لونبرگ-مارکوارت^۵

در آموزش شبکه‌های عصبی استفاده‌شده در این پایان‌نامه از روش لونبرگ-مارکوارت استفاده شده که مصالحه‌ی خوبی بین سرعت الگوریتم نیوتن و پایداری روش بیشترین شیب نزول برقرار می‌کند. در این الگوریتم، شاخص عملکرد برای حداقل کردن مجموع مربعات خطا بین خروجی مطلوب و خروجی واقعی، برای همه‌ی الگوها توسط معادله‌ی (۹-۳) بیان می‌شود:

$$F(w) = \sum_{q=1}^Q \sum_{r=1}^R (d_{r,q} - a_{r,q})^2 \quad (9-3)$$

که در آن $w = [w_1 \ w_2 \ \dots \ w_M]$ شامل همه‌ی وزن‌های شبکه، $d_{r,q}$ مقدار مطلوب برای خروجی r م و الگوی q م و $a_{r,q}$ مقدار واقعی خروجی r م و الگوی q م و R تعداد خروجی‌های شبکه می‌باشد.

¹ Gradient Descent

² Newton

³ Momentum

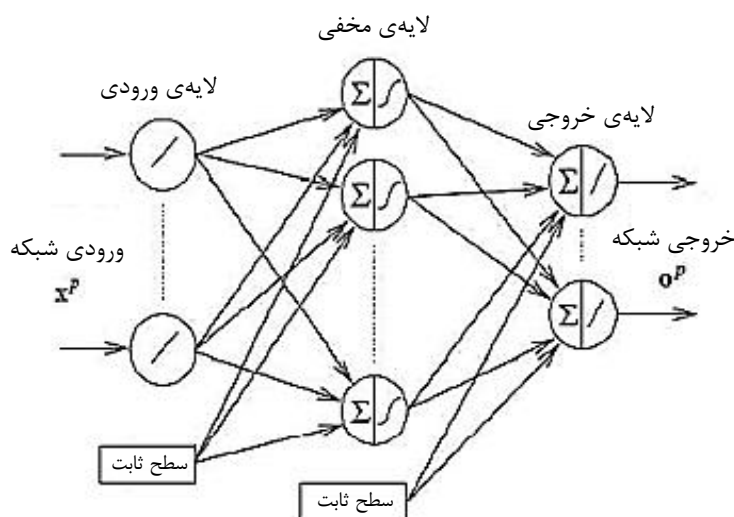
⁴ Cross Entropy

⁵ Marquardt-Levenberg

۳-۵-۶ شناسایی مدل

بعد از انتخاب ساختار مدل و معیار برای آموزش آن، در این مرحله باید با استفاده از روش‌هایی که برای شناسایی سیستم وجود دارد، مدل سیستم را بدست آورد. ساختارهای مدلی که در بخش قبلی بیان شد، در واقع روش‌های شناسایی سیستم می‌باشند؛ بنابراین با توجه به رفتار سیستم مورد مطالعه، ساختار مدل (همان روش شناسایی سیستم) تعیین می‌شود. همان‌طور که در بخش ساختار مدل به آن اشاره شد، در این پایان‌نامه، شناسایی خنک‌کن مشبک کلینکر سیمان بر مبنای شبکه عصبی می‌باشد.

شبکه عصبی MLP در زمره‌ی کاربردی‌ترین شبکه‌های عصبی می‌باشد که پرسپترون پیش‌رو می‌باشد. این شبکه قادر است با انتخاب مناسب وزن^۱ سلول‌های عصبی و سطح ثابت^۲ توابع تحریک، یک نگاهت غیرخطی با دقت دلخواه انجام دهد. این همان چیزی است که در بسیاری از مسائل فنی مهندسی به‌عنوان راه‌حل اصلی مطرح می‌باشد. با تنظیم درست پارامترها، ضرایب، سطوح ثابت و پارامترهای توابع، ثابت می‌شود که شبکه عصبی MLP توانایی تقریب هر تابع با هر دقتی را دارد [14]. در کار شناسایی معمولاً یک یا دو لایه‌ی میانی در نظر گرفته می‌شود. شبکه عصبی در نظر گرفته شده در این پایان‌نامه، یک شبکه‌ی MLP تک‌لایه با ساختار زیر است که در شکل ۳-۱۰ آمده است:



شکل ۳-۱۰ نمونه‌ی یک شبکه عصبی MLP تک‌لایه

این شبکه شامل یک لایه‌ی میانی و یک لایه‌ی خروجی است. ورودی‌های شبکه در بخش x^p وارد شده و بعد از وزن‌دهی و گرفتن یک سطح ثابت کلی، وارد یک بخش غیرخطی می‌گردند. در این بخش،

¹ Weight

² Bias

از یک تابع انتقال به صورت $y = \tan sig(x)$ استفاده شده است. روابط بین ورودی‌ها و خروجی‌های این شبکه در (۱۰-۳) آمده است:

$$\begin{aligned} Net_1 &= w_1 * x_p + w_{b1} \\ Net_1_output &= \tan sig(Net_1) \\ Net_2 &= w_2 * x_p + w_{b2} \\ Net_2_output &= Net_2 \end{aligned} \quad (10-3)$$

برای شناسایی سه زیرسیستم معرفی شده برای خنک‌کن مشبک کلینکر، سه MLP جداگانه با روش یادگیری لونبرگ-مارکوارت طراحی شده است.

۳-۵-۷ اعتبارسنجی مدل

تعیین این مسئله که آیا مدل در نظر گرفته شده معتبر است یا خیر، اعتبارسنجی مدل گفته می‌شود. اگر تخمین صورت گرفته برای مدل دقیق باشد باید خطای تخمین $\varepsilon(t)$ ، برابر با $v(t)$ که همان نویز سفید اعمال شده به سیستم است، شود. بنابراین میزان سفید بودن خطا نشان‌دهنده‌ی دقت مدل است. برای بررسی میزان سفید بودن خطای تخمین می‌توان از دو روش استفاده کرد:

۱- محاسبه‌ی خودهمبستگی^۱ خطای تخمین: منظور از خودهمبستگی، همبستگی متقابل یک سیگنال با خودش است. در اعتبارسنجی مدل شناسایی شده، اگر خودهمبستگی خطای تخمین برابر با تابع ضربه شد، به معنای سفید بودن این خطا و دقت بالای مدل تخمین زده شده است. برای تخمین تابع خودهمبستگی از رابطه‌ی (۱۱-۳) استفاده می‌شود:

$$r_\varepsilon(\tau) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^{N-\tau} \varepsilon(t+\tau)\varepsilon(t) \quad (11-3)$$

۲- محاسبه‌ی همبستگی^۲ ورودی و خطای تخمین: یکی از راه‌های اعتبارسنجی مدل، بررسی آن است که آیا مدل از همه‌ی اطلاعات درون داده‌ها استفاده نموده است یا نه. مدل بهینه برای یک دسته داده، مدلی است که تمام ارتباطات و وابستگی‌های درون داده‌ها را استخراج نموده باشد. برای این منظور، ورودی سیستم را نویز سفید در نظر گرفته و همبستگی آن با خطای مدل (ε) محاسبه می‌شود. اگر

¹ Auto Correlation

² Cross Correlation

حاصل برابر صفر شد، یعنی مدل از دقت و اعتبار خوبی برخوردار است. برای تخمین تابع همبستگی از رابطه‌ی (۱۲-۳) استفاده می‌شود:

$$r_{\varepsilon}(\tau) = \frac{1}{N} \sum_{t=1}^N \varepsilon(t) u_i(t) \quad (12-3)$$

اما از آنجاکه روش‌های مبتنی بر همبستگی بر اساس روابط خطی می‌باشند، بنابراین برآورده شدن روابط بالا نمی‌تواند معیار دقیقی برای بررسی سفید شدن خطا در سیستم غیرخطی باشد، بلکه تنها به‌طور تقریبی به روابط خطی موجود اشاره می‌کند.

در سیستم‌های غیرخطی، بعد از شناسایی مدل، با استفاده از روش‌هایی که برای شناسایی وجود دارد، باید عملکرد مدل را برای داده‌های غیر از آموزش بررسی کرد. در صورتی که خطای سیستم شناسایی شده به این داده‌ها نیز کم باشد، اعتبار مدل شناسایی شده تضمین خواهد شد. معیارهای متفاوتی برای بررسی خطای شناسایی موجود است. از مهم‌ترین این معیارها می‌توان به کسر مطلق از واریانس (R^2)^۱، مجذور میانگین مربعات خطا (RMSE)^۲، میانگین مربعات خطا (MSE)^۳ و ... اشاره کرد که در این پایان‌نامه از معیار RMSE مطابق رابطه‌ی (۱۳-۳) استفاده شده است که بهترین مقدار آن صفر است [43].

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (13-3)$$

در این رابطه \hat{y}_i مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه‌عصبی، y_i مقادیر واقعی و N تعداد داده‌ها می‌باشد.

¹ Absolute Fraction of Variance

² Root Mean Squared Error

³ Mean Squared Error

فصل ۴

شناسایی سیستم و طراحی سنسور نرم برای خنک‌کن کلینکر سیمان

۴-۱ مقدمه

همان‌طور که در فصل پیش بیان شد، خنک‌کن مشبک کلینکر سیمان فرآیندی چندمتغیره، غیرخطی، متغیر با زمان و دارای انواع گوناگونی از اغتشاش است. چندمتغیره بودن سیستم از ابتدا آشکار است. چراکه رفتار خنک‌کن مشبک توسط چند متغیر از جمله ضخامت لایه‌ی کلینکر، دماهای مختلف نظیر کلینکر خروجی، هوای دوم و دود خروجی و همچنین فشار زیر شبکه در اتاقک گرم ارزیابی می‌شود. ورودی‌های مؤثر بر این خروجی‌ها نیز متنوع‌اند. غیرخطی بودن رفتار آن را می‌توان از پیچیده بودن سیستم و قابل‌قبول نبودن نتایج مدل‌های خطی نتیجه گرفت. نمونه اغتشاش قابل‌ذکر در خنک‌کن مشبک را می‌توان در نرخ ورود کلینکر از کوره دانست که تضمینی بر ثابت بودن آن وجود ندارد. وجود نویز در سیستم به مکانیزم‌های نه‌چندان دقیق اندازه‌گیری مربوط است.

باوجود تحقیقاتی که در جهت مدل‌سازی این سیستم انجام شده است، این تلاش‌ها هنوز هم جایگاهی در تحقیقات کنترلی باز نکرده است. چراکه مدل‌های ارائه‌شده یا استاتیکی بوده [2] و یا با صرف‌نظر از برخی دینامیک‌های خنک‌کن بدست آمده‌اند [4], [3]؛ بنابراین قادر نخواهند بود در بسیاری از نقاط کاری خنک‌کن، تخمین دقیقی از آن را بدست دهند. این دلایل استفاده از روش‌های شناسایی

سیستم به منظور شناسایی خنک‌کن و ارائه‌ی یک مدل دینامیکی جامع از فرآیند سرد کردن کلینکر را توجیه‌پذیر می‌کنند.

مبحث مهم دیگر این است که ضخامت لایه‌ی کلینکر، فشار حاصل از آن و ... از جمله متغیرهایی هستند که تأثیر زیادی در کیفیت کلینکر (به‌عنوان محصول نهایی این واحد) دارند؛ بنابراین باید به‌طور دقیق اندازه‌گیری و کنترل شوند. صنعت‌گران از سیستم‌های پیچیده و هوشمند برای اندازه‌گیری و کنترل استفاده می‌کنند. مهندسين در همین راستا و برای رفع نیازهای صنعت، همواره در حال تحقیق و پژوهش برای هوشمندسازی هرچه بیشتر سیستم‌های صنعتی هستند. سنسور نرم، عنوان مبحث جدیدی در علم کنترل است که در جهت هوشمندسازی سیستم‌ها بسیار مورد استقبال محققین قرار گرفته است.

بنابراین در قسمت اول این فصل، شناسایی سیستم خنک‌کن مشبک کلینکر سیمان و در قسمت دوم پیشنهاد سنسورهای نرم برای متغیرهای غیرقابل اندازه‌گیری این سیستم با کمک شبکه‌عصبی ارائه خواهد شد.

۴-۲ مدل‌های غیرخطی دارای پس‌خورد

مدل‌های غیرخطی دارای پس‌خورد که با استفاده از داده‌ها تولید می‌شوند را می‌توان به سه دسته تقسیم کرد [36], [26].

۱- مدل پیش‌بین^۱ یا مدل NARX: در این مدل‌ها از ورودی‌ها و خروجی‌های خود فرآیند به منظور شناسایی فرآیند استفاده می‌شود. خود این مدل به دو دسته تقسیم می‌شود: مدل‌های پیش‌بین یک‌گام به جلو که با استفاده از داده‌های گذشته و حال سیستم به پیش‌بینی پاسخ سیستم در یک گام آینده می‌پردازند و مدل‌های چندگام به جلو که با استفاده از داده‌های گذشته و حال سیستم به پیش‌بینی پاسخ سیستم در چند گام آینده می‌پردازند.

۲- مدل شبیه‌ساز^۲ یا مدل NOE^۳ (سنسور نرم): این مدل‌ها تنها از ورودی‌های فرآیند برای شناسایی استفاده می‌کنند. حلقه‌ی پس‌خورد در این مدل‌ها از طریق خود مدل بسته می‌شود.

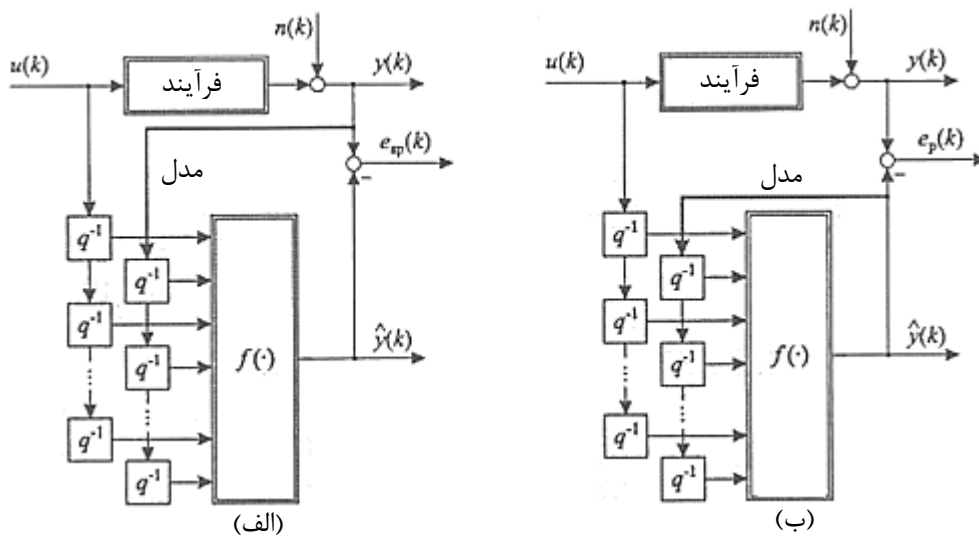
¹ Predictor Model

² Simulator Model

³ Nonlinear Output Error

۳- مدل‌های NARMAX: در این مدل‌ها از ورودی‌ها و خروجی‌های فرآیند به‌اضافه‌ی خروجی‌های مدل به‌منظور شناسایی فرآیند استفاده می‌شود.

در مفاهیم شبکه‌های عصبی، سیستم‌های فازی و سایر مدل‌های غیرخطی مدرن، ساختار پیش‌بین یک گام به جلو، مدل سری-موازی^۱ و ساختار شبیه‌ساز، مدل موازی^۲ نامیده می‌شود. ساختار این دو مدل در شکل ۴-۱ آورده شده است.



شکل ۴-۱ مدل‌های غیرخطی دارای پس‌خورد (الف) مدل سری-موازی و (ب) مدل موازی

این پایان‌نامه بر روی دو مدل پیش‌بین و شبیه‌ساز متمرکز شده است. مدل شبیه‌ساز همان مدل سنسور نرم است که برای تخمین متغیرهایی از خنک‌کن مشبک که در بالا به آن‌ها اشاره شد، طراحی شده است. همچنین مدل پیش‌بین نیز به‌عنوان مقدمه‌ای بر مدل شبیه‌ساز و پیش‌بینی رفتار خنک‌کن مورد استفاده قرار گرفته است.

۴-۳ آماده‌سازی داده‌ها

۴-۳-۱ کاهش تعداد نمونه‌ها

از آنجا که تعداد نمونه‌های ورودی و خروجی سیستم مورد بررسی زیاد است، برای کاهش حجم محاسبات نرم‌افزاری، قبل از هر چیز، تعداد نمونه‌ها با استفاده از الگوریتم کاهش نمونه^۳ کم شده است.

¹ Series-Parallel Model

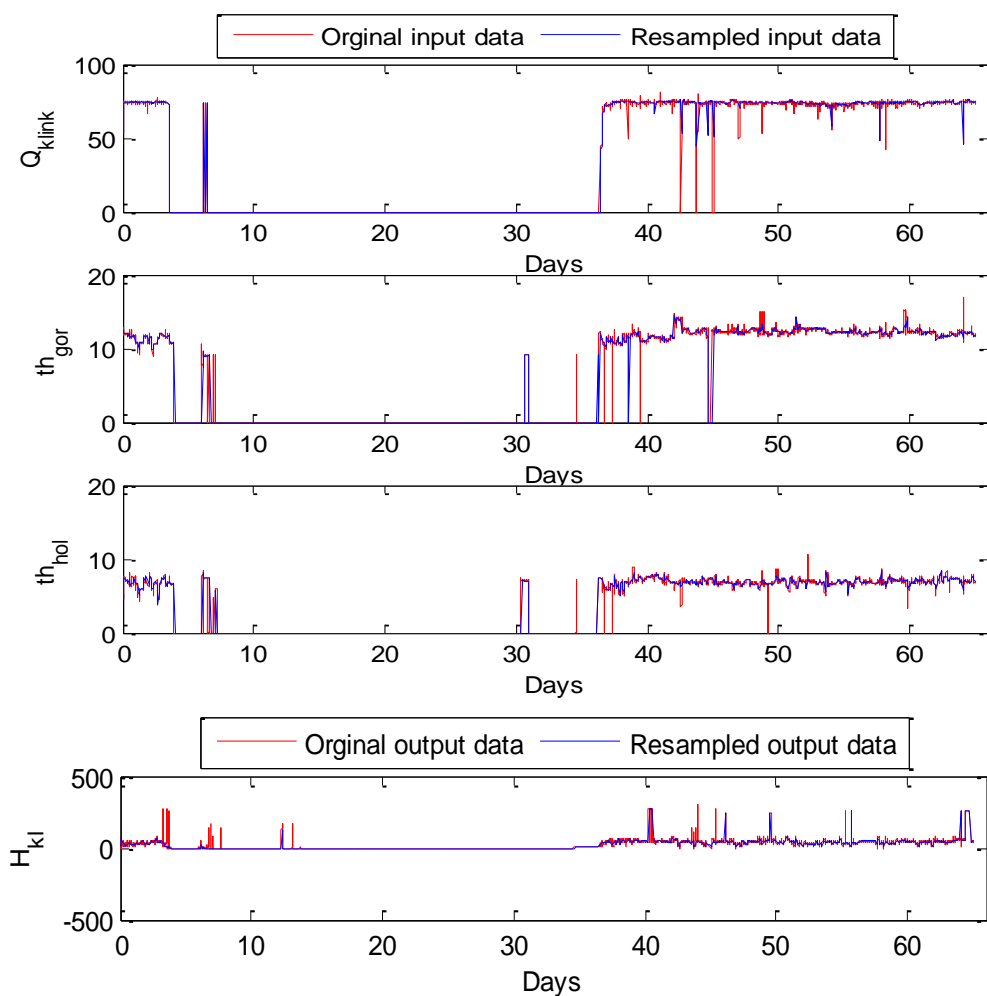
² Parallel Model

³ Downsample

این منظور از هر ۱۰۰ نمونه، تنها یک نمونه نگه‌داشته شده و بنابراین تعداد نمونه‌ها از ۸۸۶۳۸ نمونه به ۸۸۷ نمونه کاهش یافته است.

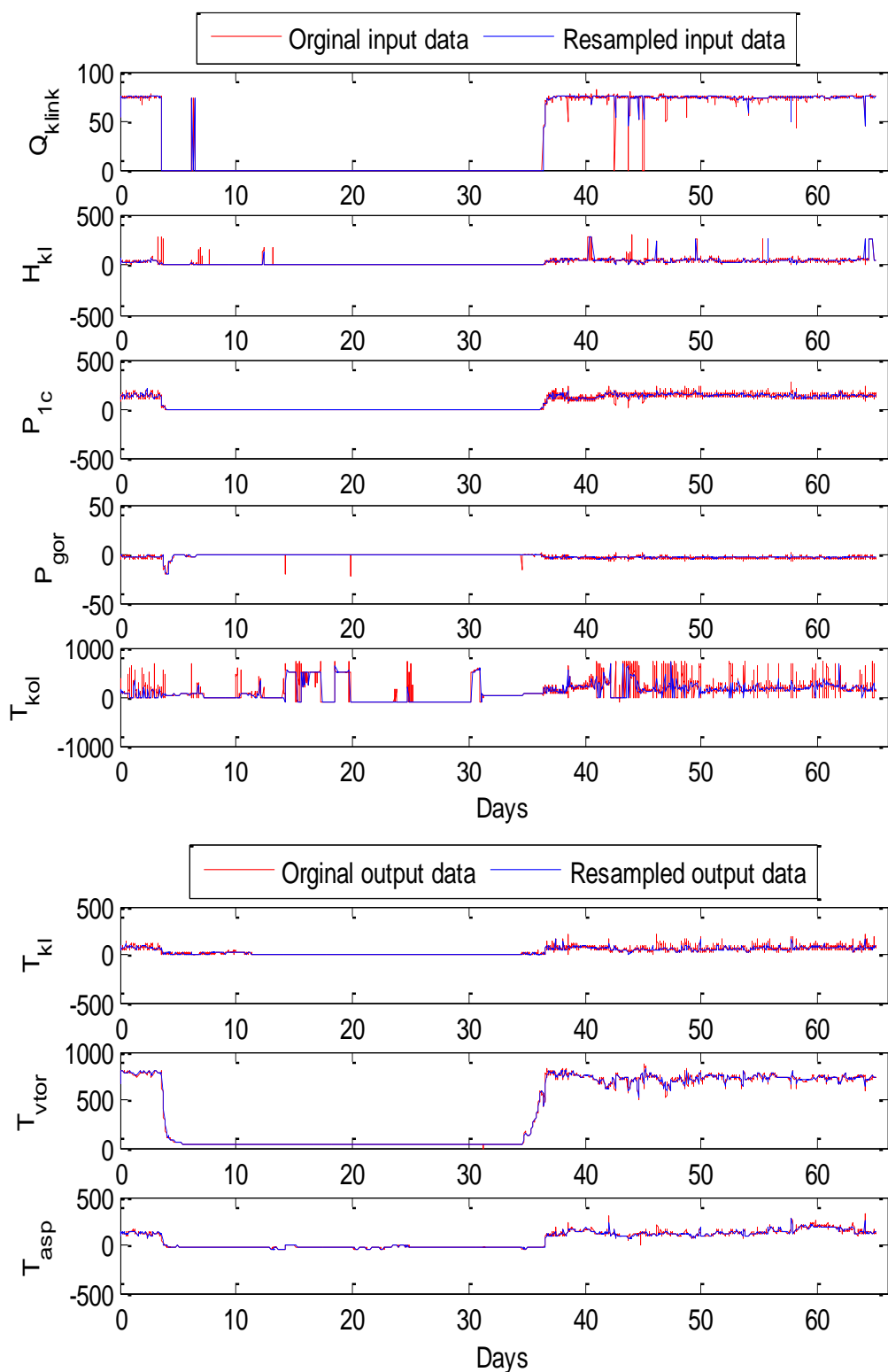
با رسم نمودارهای شکل ۴-۲ تا شکل ۴-۴، قابل مشاهده است که این تغییر تأثیر چندانی در توزیع داده‌ها نخواهد داشت. به عبارت دیگر انتخاب بخشی از داده‌ها و کنار گذاشتن مابقی آن‌ها رفتار توصیف-کننده‌ی سیستم را عوض نکرده است و تنها به کاهش حجم محاسبات کمک خواهد کرد. داده‌های انتخاب‌شده برای اعمال به فرآیند شناسایی سیستم با رنگ آبی و داده‌های خام سیستم با رنگ قرمز نشان داده شده‌اند.

منظور از زیر سیستم اول، دوم و سوم به ترتیب حرکت کلینکر روی شبکه، تبادل گرمایی بین هوا و کلینکر، و حرکت هوا در خنک‌کن مشبک می‌باشد که در بخش ۲-۴-۲ معرفی شده‌اند.

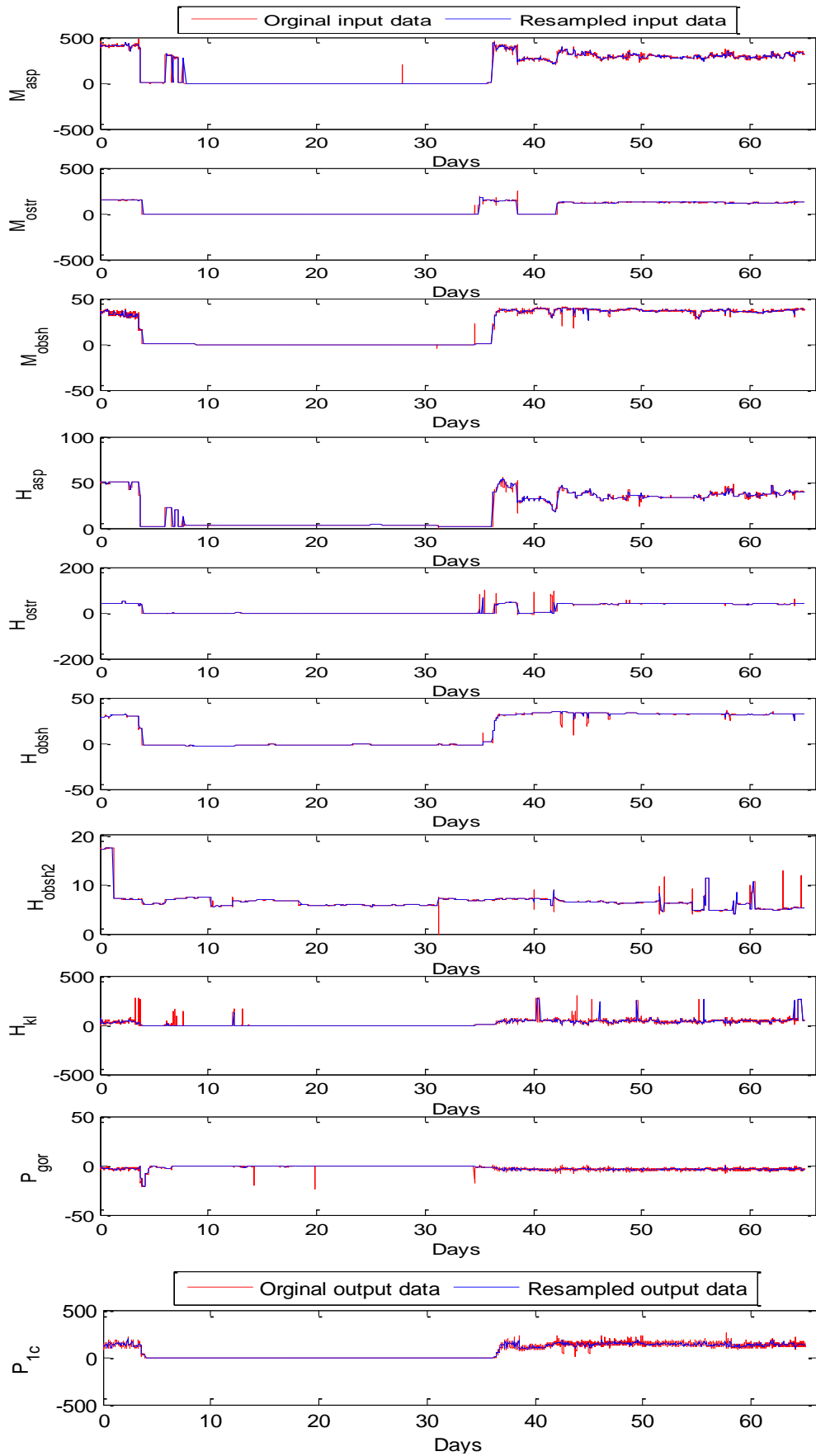


شکل ۴-۲ نمونه‌برداری از داده‌ها برای زیرسیستم اول

به‌همین ترتیب برای زیرسیستم‌های دوم و سوم نتایج مشابه شکل‌های زیر خواهند بود.



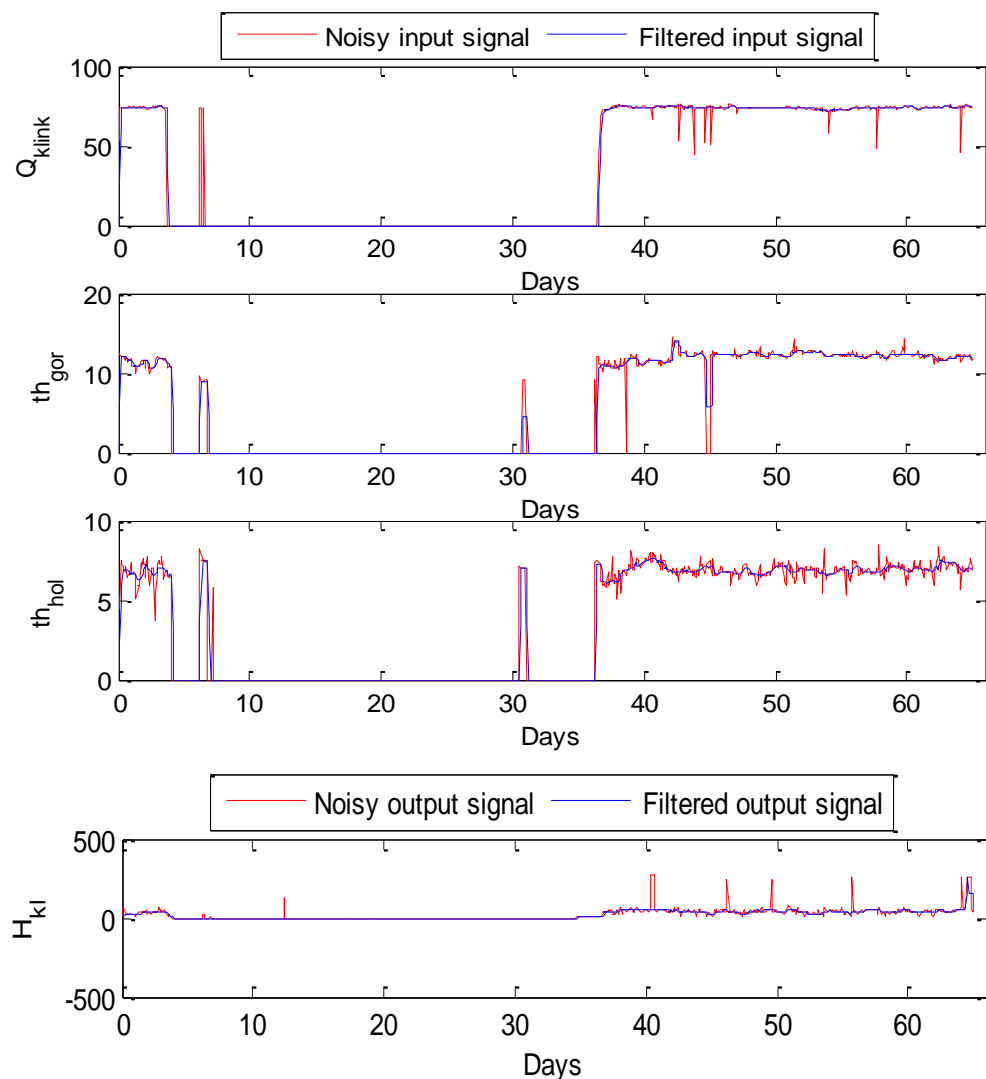
شکل ۴-۳ نمونه‌برداری از داده‌ها برای زیرسیستم دوم



شکل ۴-۴ نمونه برداری از داده‌ها برای زیرسیستم سوم

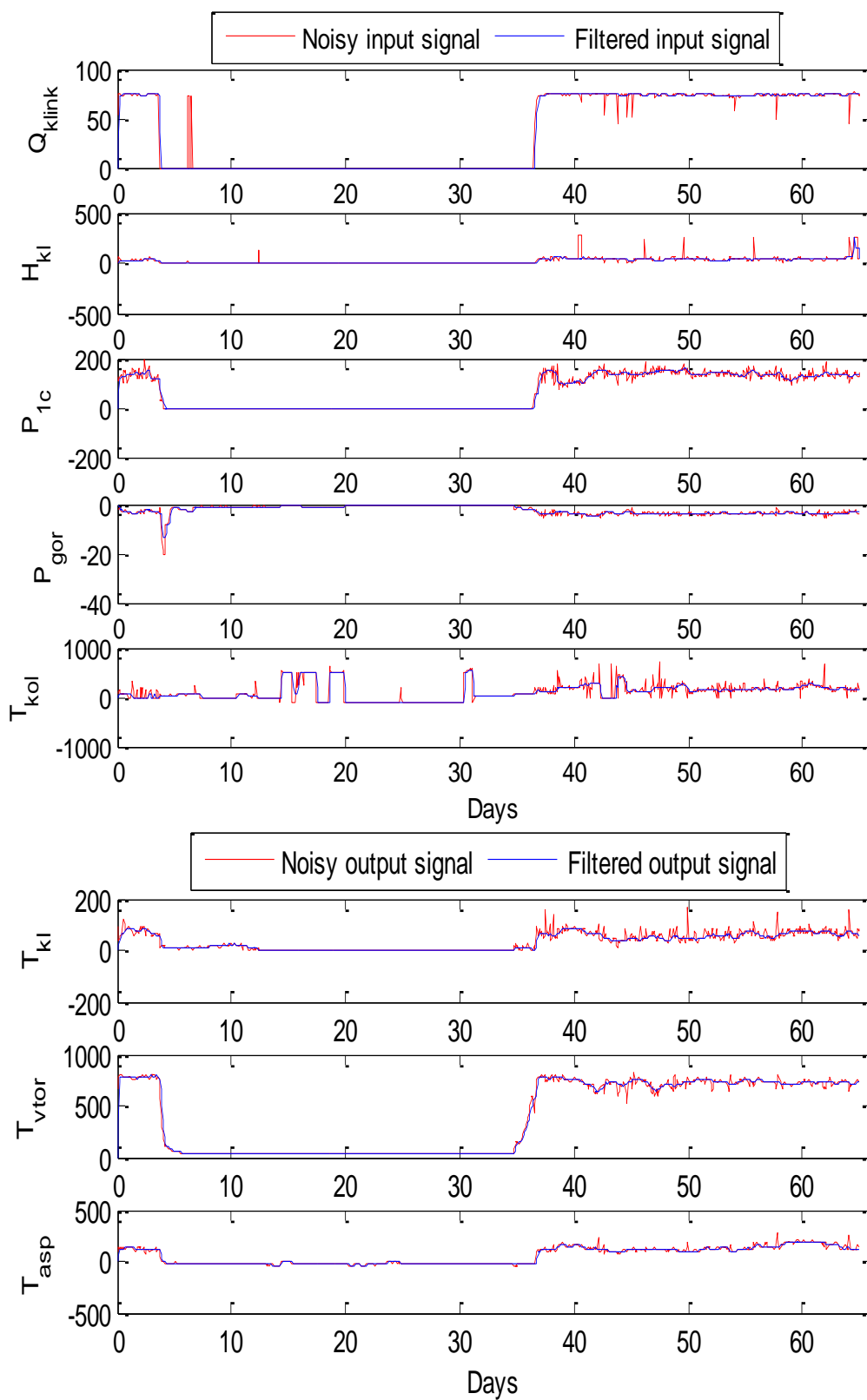
۲-۳-۴ فیلتر کردن داده‌ها

یک گام بسیار اساسی و مهم در آماده‌سازی داده‌ها، فیلترسازی داده‌های جمع‌آوری شده می‌باشد. این فیلترسازی هم شامل حذف نویز فرکانس بالا از داده‌ها است و هم حذف داده‌های معیوب و بی‌کیفیت. از آنجاکه در داده‌ها تغییرات ناگهانی (ناشی از احتمال وقوع اشتباه در ثبت داده‌ها) نیز مشاهده می‌شود، بنابراین قبل از اعمال فیلتر پایین‌گذر با فرکانس قطع $6/33 \text{ KHz}$ ، این تغییرات ناگهانی را با اعمال یک فیلتر میانه‌ی یک‌بعدی از مرتبه‌ی ۱۰ حذف نموده تا سیگنال‌ها به یک سیگنال هموار تبدیل شوند. نمودارهای شکل ۴-۵ تا شکل ۴-۷ نتایج اعمال این دو فیلتر را نشان می‌دهند. داده‌ها قبل و بعد از اعمال این دو فیلتر، به ترتیب به رنگ‌های قرمز و آبی نشان داده شده‌اند.

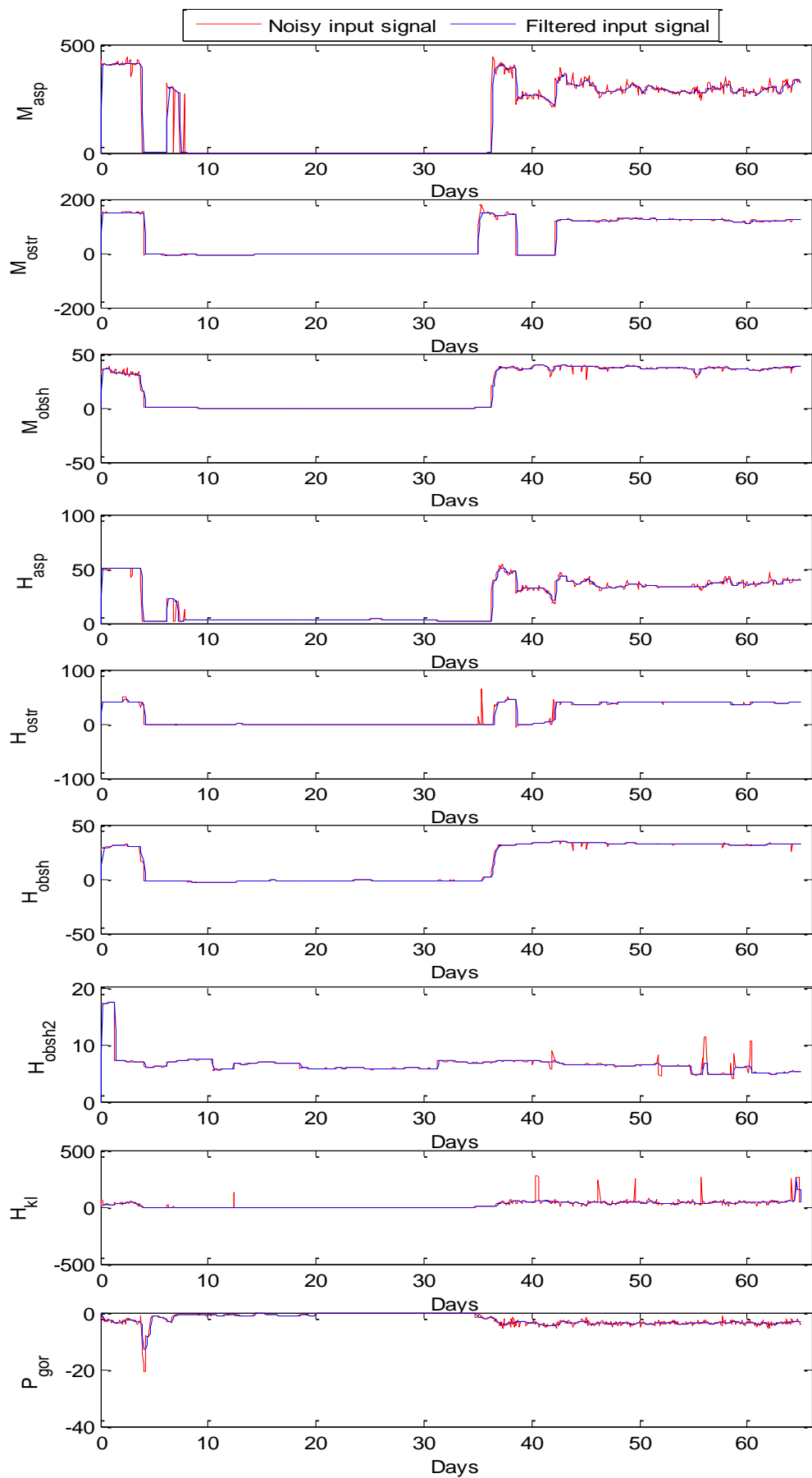


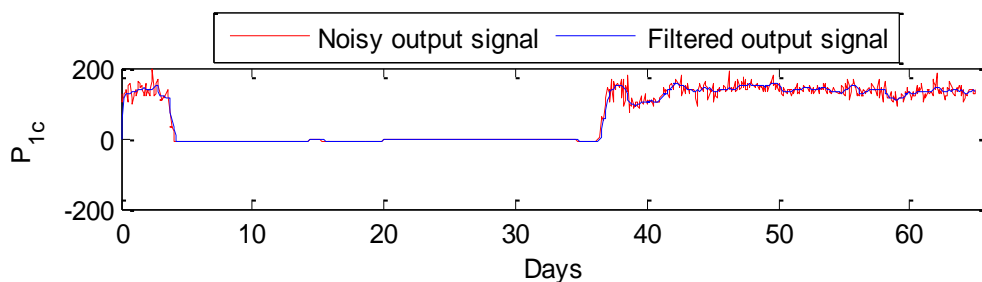
شکل ۴-۵ فیلتر کردن داده‌های زیرسیستم اول

به‌همین ترتیب برای زیرسیستم‌های دوم و سوم نیز نتایج به‌فرم شکل‌های زیر بدست می‌آیند:



شکل ۴-۶ فیلتر کردن داده‌های زیرسیستم دوم





شکل ۴-۷ فیلتر کردن داده‌های زیرسیستم سوم

از نمودارهای حاصل، مشهود است که با اعمال فیلتر میانه و انتخاب فیلتر پایین گذر مناسب به همراه فرکانس قطع کارآمد، داده‌های متغیرهای ورودی و خروجی، ضمن حفظ حالت ماندگار، هموارتر شده و با حذف نویز در فرکانس‌های بالا، بدون تغییر شکل برای فرآیند شناسایی قابل‌اعمال می‌باشند.

۴-۳-۳ نرمال‌سازی داده‌ها

وارد کردن داده‌ها به صورت خام باعث کاهش سرعت و دقت شبکه می‌شود. از این رو داده‌های ورودی به شبکه بایستی نرمال شوند. این بخش از فرآیند پیش‌پردازش و آماده‌سازی داده‌ها، قبل از آموزش شبکه انجام شده است. چراکه در نهایت باید خروجی‌های شبکه را با معکوس نمودن الگوریتم نرمال‌سازی، به حالت اولیه برگرداند و لازمی آن دانستن معیار نرمال‌سازی ورودی مربوطه می‌باشد.

۴-۴ تقسیم‌بندی داده‌ها

الگوریتم شناسایی، برای طراحی، نیازمند سه دسته داده‌ی آموزش^۱، آزمایش^۲ و ارزیابی^۳ می‌باشند:

۱- داده‌های آموزشی: از این داده‌ها برای تنظیم پارامترهای شبکه (وزن‌ها و سطوح ثابت) و پیدا کردن رابطه‌ی بین ورودی‌ها و خروجی‌ها استفاده می‌شود. پس از آن که شبکه توسط این داده‌ها آموزش دید، وزن‌ها و سطوح ثابت مقدار نهایی خود را یافته‌اند و شبکه به‌ازای این داده‌ها کمترین خطا را بدست می‌دهد. (معمولاً ۷۰-۷۵ درصد از کل داده‌ها)

۲- داده‌های آزمایش: اگر فقط از داده‌های آموزشی برای تنظیم پارامترهای شبکه استفاده شود ممکن است شبکه بیش‌آموزش^۴ شود؛ به این معنی که شبکه فقط به‌ازای داده‌های آموزشی رفتاری مانند سیستم اصلی داشته باشد. برای جلوگیری از این پدیده، از داده‌های آزمایش استفاده می‌کنیم. اگر شبکه

¹ Training Data

² Test Data

³ Validation Data

⁴ Overtrain

بتواند به این داده‌ها (که پارامترهای شبکه به‌طور مستقیم با آن‌ها آموزش ندیده‌اند) رفتاری مانند سیستم داشته باشد، نشان می‌دهد می‌توان رفتار شبکه را به بازه‌ی ورودی سیستم عمومیت داد و بدین ترتیب می‌توان راندمان شبکه‌ی آموزش‌دیده را محک زد. درحقیقت شبکه را تا جایی آموزش می‌دهیم که خطای آن به ورودی آزمایش روندی افزایشی نداشته باشد. این داده‌ها همچنین برای تنظیم پارامترهای آموزش مانند تعداد نرون‌ها، تعداد دفعات آموزش، نرخ آموزش و ... نیز استفاده می‌شود. (معمولاً ۲۵-۲۰ درصد از کل داده‌ها)

۳- داده‌های ارزیابی: بعد از پایان آموزش شبکه و قبل از بهره‌برداری از آن، صحت این موضوع که شبکه دارای عمومیت است با این داده‌ها که هیچ نقشی در طراحی شبکه نداشته‌اند بررسی می‌شود. اگر شبکه در این ارزیابی موفق نباشد باید در طراحی آن اصلاح صورت گیرد. این مرحله قبل از پیاده‌سازی عملی مدل شناسایی‌شده موردبررسی قرار گیرد، بنابراین بررسی آن در روند طراحی ضروری نمی‌باشد. (معمولاً ۱۰-۰ درصد از کل داده‌ها)

حال برای تقسیم‌بندی و اختصاص این سه دسته داده از مجموعه داده‌های آماده‌سازی شده در مرحله‌ی قبلی، از روش‌های مختلفی می‌توان استفاده نمود:

۴-۴-۱ انتخاب تصادفی از مجموعه‌ی داده‌ها

این روش، ساده‌ترین نوع دسته‌بندی داده‌ها می‌باشد که در آن، مجموعه‌ی داده‌ها به‌طور تصادفی به دو مجموعه‌ی آموزش و آزمایش با نسبت ۷۵ به ۲۵ تقسیم می‌شود. البته به‌جای این نسبت می‌توان از نسبت‌های ۸۰ به ۲۰ و یا ۷۰ به ۳۰ نیز استفاده نمود که انتخاب آن برطبق نظر طراح مدل تعیین می‌شود.

۴-۴-۲ انتخاب تصادفی از مجموعه‌ی ۱/۰ داده‌ها

در این روش، ابتدا مجموعه داده‌ها به‌طور تصادفی به ۱۰ قسمت مساوی تقسیم می‌شود. سپس هر قسمت به‌طور تصادفی به دو مجموعه‌ی آموزش و آزمایش با نسبت ۷۵ به ۲۵ تقسیم خواهد شد. در انتها از وزن‌ها و سطوح ثابت تولیدشده از این ۱۰ قسمت میانگین گرفته و این میانگین برای آموزش شبکه‌ی شامل کل داده‌ها اعمال می‌شود.

۴-۴-۳ اعتبارسنجی ۱۰ قسمتی (۱۰ لایه‌ای)^۱

در این روش، مجموعه داده‌ها به‌طور تصادفی به ۱۰ قسمت مساوی تقسیم می‌شوند. یادگیری ۱۰ مرتبه تکرار می‌گردد و هر بار ۹ قسمت برای آموزش و ۱ قسمت برای آزمایش استفاده می‌شود. برای رسیدن به نتیجه‌ی بهتر، وزن و سطوح ثابت بدست آمده در انتهای هر مرحله، به‌عنوان وزن و سطح ثابت اولیه‌ی مرحله‌ی بعدی استفاده می‌شود. در انتها نیز میانگین نتایج بدست‌آمده، به‌عنوان نتیجه اعلام خواهد شد [45]–[47].

۴-۴-۴ انتخاب از مجموعه‌ی انتقال‌یافته‌ی داده‌ها

در این روش، داده‌ها به‌صورت زیر به دو بخش آموزش و آزمایش تقسیم خواهند شد. برای این منظور از مجموعه داده‌های خام اولیه و انتقال‌یافته‌ی آن (مثلاً دو نمونه به سمت راست) استفاده می‌شود. مجموعه داده‌های خام با نرخ ۰/۰۱ نمونه‌برداری شده و از داده‌های ایجادشده به‌عنوان داده‌های آموزش استفاده می‌شود. با نمونه‌برداری با نرخ ۰/۰۱ از مجموعه داده‌های خام انتقال‌یافته نیز داده‌های آزمایش شبکه تولید می‌شود. با این کار به تعداد مساوی داده‌ی آموزش و آزمایش بدست خواهند آمد. نتایج حاصل از دسته‌بندی‌های بالا نشان داد که استفاده از روش آخر کمترین خطای آموزش را برای سیستم مورد مطالعه در این پایان‌نامه ایجاد می‌کند، بنابراین مناسب‌ترین نوع تقسیم‌بندی داده‌ها برای این شبکه می‌باشد. نکته‌ی مهم و حائز اهمیت این است که روشی که در اینجا برای دسته‌بندی داده‌ها انتخاب شده است، باید در طول مراحل بهینه‌سازی پارامترهای شبکه نیز به‌طور یکسان بکار گرفته شود تا نتیجه‌ی حاصل از الگوریتم بهینه‌سازی قابل‌پذیرش باشد.

۴-۵ شناسایی سیستم با کمک شبکه‌عصبی MLP

از پارامترهای مهم برای طراحی شبکه‌عصبی، تعداد نرون‌ها^۲، دفعات آموزش شبکه^۳ و ورودی‌های مؤثر شبکه می‌باشند. اگر این پارامترها به‌درستی انتخاب شوند، شبکه‌عصبی عملکرد بهتری خواهد داشت. همچنین باید توجه داشت که در اولین گام استفاده از شبکه‌عصبی، وزن تمامی لایه‌ها به‌طور تصادفی

¹ 10-fold Cross Validation

² Neuron

³ Epoch

انتخاب می‌شوند و در هر گام با استفاده از روش پس‌انتشار خطا، وزن‌ها تصحیح می‌شوند. اشاره به این نکته حائز اهمیت است که پس از آن که تمام نمونه‌ها یک‌بار به شبکه ارائه شدند، در دفعه‌ی بعدی آموزش، ابتدا داده‌های آموزشی به‌طور تصادفی بر زده شوند. این کار به‌ویژه سبب می‌شود که شبکه‌عصبی به‌زای نمونه‌های خاص بایاس نشود و همچنین از گیرکردن در کمینه‌های محلی جلوگیری می‌کند.

۴-۵-۱ مقادیر اولیه‌ی پارامترهای آموزش شبکه

در ابتدا، مقادیر اولیه‌ای برای دینامیک‌های مؤثر ورودی، همچنین تعداد نرون‌ها و تعداد دفعات آموزش فرض خواهد شد. برای این منظور، تمامی ورودی‌ها بدون دینامیک فرض شده‌اند. تعداد اولیه‌ی نرون‌ها را می‌توان با حل نامعادله‌ی *تعداد پارامترها = مجموع وزن‌ها بدست آورد*. با فرض اینکه سیستم شامل nu ورودی و ry خروجی بوده و تعداد لایه‌های میانی نیز x باشد:

$$\begin{aligned} w_1 &= nu * x & w_2 &= ry * x & w_c &= ry * x \\ b_1 &= x & b_2 &= ry \end{aligned}$$

$$w_1 + w_2 + w_c + b_1 + b_2 \leq 0.1 * N_{train}$$

$$\Rightarrow (nu + ry + ry + 1) * x + ry \leq 0.1 * N_{train} \Rightarrow x = \frac{0.1 * N_{train} - ry}{nu + 2 * ry + 1}$$

تعداد نرون‌های اولیه به‌طور تقریبی ۱۰ بدست می‌آید. تعداد دفعات آموزش نیز به‌طور فرضی ۱۰۰ انتخاب شده است.

۴-۵-۲ مقادیر بهینه‌ی پارامترهای آموزش شبکه

برای محاسبه‌ی مقادیر بهینه‌ی پارامترهای شبکه‌عصبی، از یک الگوریتم زنجیره‌ای استفاده شده است که در هر مرحله یکی از سه پارامتر تعداد نرون‌ها، تعداد دفعات آموزش و دینامیک‌های مؤثر ورودی محاسبه شده و دو پارامتر دیگر از مراحل قبلی لحاظ می‌شوند. برای شروع این الگوریتم نیز، از مقادیر اولیه‌ی بیان شده در بخش ۴-۵-۱ استفاده شده است.

۴-۵-۲-۱ تعداد نرون‌ها

مسئله‌ی مهم در استفاده از شبکه‌عصبی پرسپترون چندلایه، انتخاب تعداد نرون بهینه می‌باشد، چراکه اگر تعداد نرون‌ها بیش‌ازحد باشد، باعث پیچیدگی محاسبات و افزایش بیش‌ازحد پارامترها می‌گردد.

برای تعیین تعداد نرون بهینه، ابتدا با تعداد اولیه‌ی نرون‌ها، شبکه را طراحی کرده و داده‌های آموزش را در آن قرار داده تا آموزش ببینند. خروجی مدل بدست‌آمده دارای میانگین مربعات خطایی خواهد بود. داده‌های آزمایش را نیز در همان شبکه قرار داده و میانگین مربعات خطای آن نیز بدست آورده می‌شوند. سپس تعداد نرون‌ها به‌طور افزایشی زیاد می‌شود و مراحل قبل تکرار می‌شوند تا جایی که مقدار میانگین مربعات خطای داده‌های آموزش و آزمایش در حالت ترسیمی از هم جدا شوند؛ در این صورت تعداد نرون‌های بهینه‌ی شبکه‌عصبی بدست می‌آیند [48].

این مقادیر برای سه زیرسیستم مورد مطالعه و برای هر دو مدل پیش‌بین و سنسور نرم در جدول ۴ - ۱ آورده شده است.

جدول ۴ - ۱ تعداد نرون‌های بهینه

تعداد نرون‌های بهینه		زیرسیستم
مدل سنسور نرم	مدل پیش‌بین	
۶	۸	حرکت کلینکر روی شبکه
۸	۱۷	تبادل گرمایی بین هوا و کلینکر
۲۰	۷	حرکت هوا در خنک‌کن مشبک

۴-۵-۲-۲ تعداد دفعات آموزش شبکه

برای تعیین تعداد دفعات آموزش، میانگین مربعات خطای داده‌های آموزش و آزمایش با دفعات آموزش مختلف که به‌صورت افزایشی در حال زیاد شدن هستند، محاسبه و رسم می‌شود. محلی که مقدار میانگین مربعات خطای داده‌های آموزش و آزمایش از هم جدا می‌شود، به‌عنوان تعداد دفعات آموزش بهینه انتخاب می‌شود. مقادیر بدست‌آمده برای سه زیرسیستم مورد مطالعه و برای هر دو مدل پیش‌بین و سنسور نرم در جدول ۴ - ۲ مشاهده می‌شود.

جدول ۴ - ۲ تعداد بهینه‌ی دفعات آموزش شبکه

تعداد بهینه‌ی دفعات آموزش شبکه		زیر سیستم
مدل سنسور نرم	مدل پیش‌بین	
۱۱۰	۹۰	حرکت کلینکر روی شبکه
۵۰	۱۵۰	تبادل گرمایی بین هوا و کلینکر
۵۰	۵۰	حرکت هوا در خنک‌کن مشبک

۴-۵-۲-۳ دینامیک‌های مؤثر ورودی

برای محاسبه‌ی ورودی‌های مؤثر شبکه نیز همان‌طور که در فصل قبلی اشاره شد، از روش‌های انتخاب گام‌به‌گام و الگوریتم ژنتیک بهره گرفته شده است:

۱- روش گام‌به‌گام: از آنجاکه سیستم مورد مطالعه یک سیستم چندورودی-چندخروجی است، در نظر گرفتن تمامی حالت‌های ممکن برای دینامیک‌های مؤثر ورودی‌ها آسان نیست و نیاز به محاسبات طولانی و وقت‌گیر دارد، بنابراین برای سادگی فرض شده است دینامیک‌های مؤثری که در این الگوریتم برای یکی از ورودی‌ها محاسبه می‌شود، برای سایر ورودی‌ها هم قابل‌تعمیم باشد (برای سایر ورودی‌ها هم دقیقاً همین دینامیک‌ها لحاظ شوند). البته این فرض از کیفیت انتخاب دینامیک‌ها چندان نمی‌کاهد، چراکه مهم این است که در هر صورت این دینامیک‌های انتخاب‌شده، قابلیت کمینه کردن خطای آزمایش را داشته‌اند. نتایج بدست‌آمده برای سه زیرسیستم مورد مطالعه در جدول ۴ - ۳ آورده شده است.

جدول ۴ - ۳ دینامیک‌های مؤثر ورودی انتخاب‌شده با روش گام‌به‌گام

دینامیک‌های مؤثر ورودی		زیرسیستم
مدل سنسور نرم	مدل پیش‌بین	
$u(t-4), u(t-7),$ $u(t-8), u(t-9)$	$u(t-1), u(t-2),$ $u(t-3), u(t-6), u(t-9)$	حرکت کلینکر روی شبکه
$u(t-3), u(t-6),$ $u(t-7), u(t-9)$	$u(t-1), u(t-2),$ $u(t-4), u(t-10)$	تبادل گرمایی بین هوا و کلینکر
$u(t-4), u(t-8)$	$u(t-1), u(t-2),$ $u(t-4), u(t-7), u(t-9)$	حرکت هوا در خنک‌کن مشبک

که در آن منظور از u ورودی‌های هر زیرسیستم و k شماره‌ی تأخیر مؤثر (دینامیک مؤثر) بدست آمده است. همان‌طور که در فصل قبل هم اشاره شد، دینامیک‌های مؤثر خروجی برای تمام خروجی‌ها ۱ تا ۵ فرض شده است. مثلاً برای زیرسیستم اول متغیرهای مؤثر به‌فرم زیر در نظر گرفته می‌شوند:

$$Q_{klink}(t-1), Q_{klink}(t-2), Q_{klink}(t-3), Q_{klink}(t-6), Q_{klink}(t-9)$$

$$th_{gor}(t-1), th_{gor}(t-2), th_{gor}(t-3), th_{gor}(t-6), th_{gor}(t-9)$$

$$th_{hol}(t-1), th_{hol}(t-2), th_{hol}(t-3), th_{hol}(t-6), th_{hol}(t-9)$$

$$H_{kl}(t-1), H_{kl}(t-2), H_{kl}(t-3), H_{kl}(t-4), H_{kl}(t-5)$$

۲- الگوریتم ژنتیک: با توجه به حجم بالای محاسبات، الگوریتم ژنتیک تنها برای یافتن دینامیک‌های

مؤثر ورودی زیرسیستم اول با پارامترهایی به‌شرح جدول ۴ - ۴ انجام پذیرفت.

جدول ۴-۴ پارامترهای الگوریتم ژنتیک بکاررفته در مدل

پارامترها	نوع / میزان
تعداد افراد جمعیت	۱۰
تعداد تکرار	۱۰۰
وزن هدف اول	-۰/۰۱
وزن هدف دوم	-۱
نوع برش	برش دونقطه‌ای
نرخ برش ^۱	۰/۷۵
نرخ جهش ^۲	۰/۱۵
تابع ارزیابی	مؤثر بودن دینامیک‌ها + کمینه بودن خطای آزمایش

شرط پایانی، تغییر نکردن بهترین رشته در هر نسل، برای ۱۰۰ نسل متوالی در نظر گرفته شده است. بدین معنی که اگر بهترین رشته، در ۱۰۰ نسل متوالی بدون تغییر باقی ماند، الگوریتم پایان می‌پذیرد. برای اجرای الگوریتم ژنتیک با پارامترهای جدول بالا، متغیرهای ورودی زیرسیستم اول در رشته‌ی رمزگذاری شده به ترتیب زیر قرار گرفته‌اند:

$$F = [Q_{klink}(t-1), Q_{klink}(t-2), Q_{klink}(t-3), Q_{klink}(t-4), Q_{klink}(t-5), th_{gor}(t-1), th_{gor}(t-2), th_{gor}(t-3), th_{gor}(t-4), th_{gor}(t-5), th_{hol}(t-1), h_{hol}(t-2), h_{hol}(t-3), th_{hol}(t-4), th_{hol}(t-5), H_{kl}(t-1), H_{kl}(t-2), H_{kl}(t-3), H_{kl}(t-4), H_{kl}(t-5)]$$

جواب نهایی الگوریتم ژنتیک نیز پس از همگرا شدن، رشته‌ای به ترتیب زیر بود:

$$Ans = [1, 0, 0, 1, 0, 1, 1, 1, 0, 0, 0, 1, 1, 0, 1, 0, 1, 0, 1, 0]$$

که متغیرهای حاضر در ترکیب را معرفی می‌نماید. رشته‌ی استفاده‌شده در مدل حاضر، درحقیقت ۲۰ بیتی بوده که ۱۵ بیت اول آن مربوط به دینامیک‌های ورودی و ۵ بیت آخر آن مربوط به دینامیک‌های خروجی است. بعد از رمزگشایی این بیت‌ها مطابق جدول ۴-۵ خواهیم داشت:

جدول ۴-۵ دینامیک‌های مؤثر انتخاب‌شده با الگوریتم ژنتیک

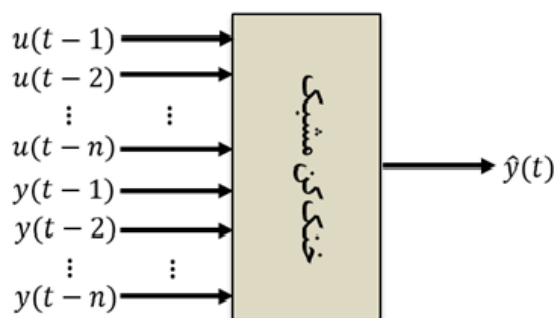
دینامیک‌های مؤثر خروجی	دینامیک‌های مؤثر ورودی	زیرسیستم
$H_{kl}(t-2), H_{kl}(t-4)$	$Q_{klink}(t-1), Q_{klink}(t-4)$ $th_{gor}(t-1), th_{gor}(t-2), th_{gor}(t-3)$ $th_{hol}(t-2), th_{hol}(t-3), th_{hol}(t-5)$	حرکت کلینکر روی شبکه

¹ Crossover Rate

² Mutation Rate

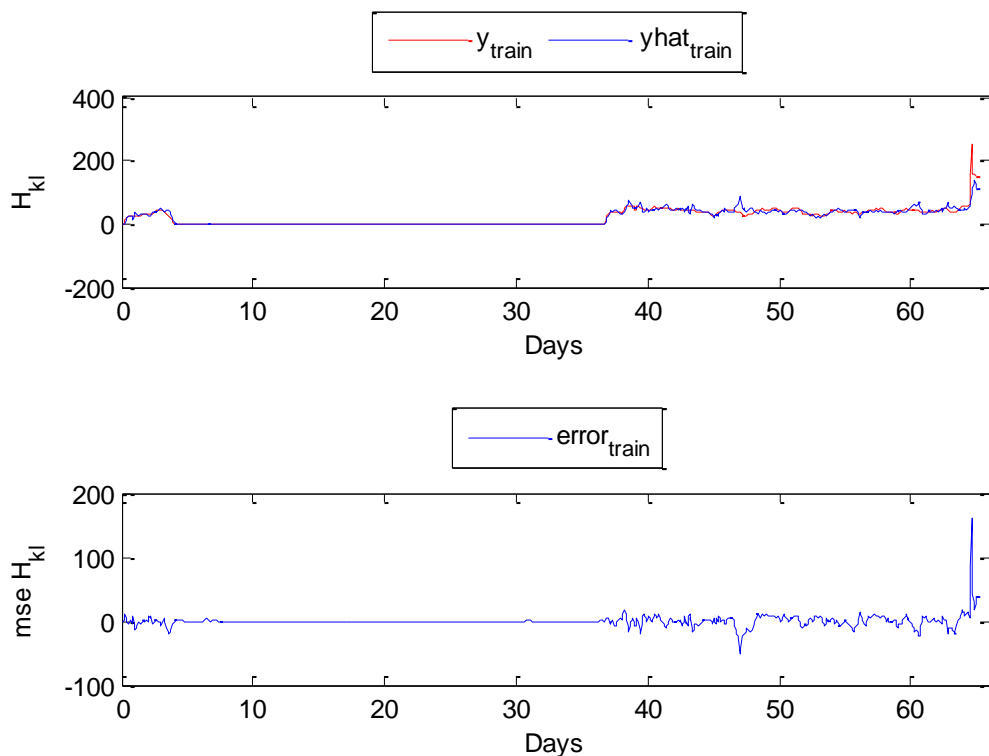
۳-۵-۴ مدل پیش‌بین با استفاده از شبکه عصبی

همان‌طور که در ابتدای فصل اشاره شد در مدل پیش‌بین، از ورودی‌ها و خروجی‌های خود فرآیند به‌منظور شناسایی فرآیند استفاده می‌شود. ساختار این مدل برای خنک‌کن مشبک در شکل ۴-۸ نشان داده شده است.

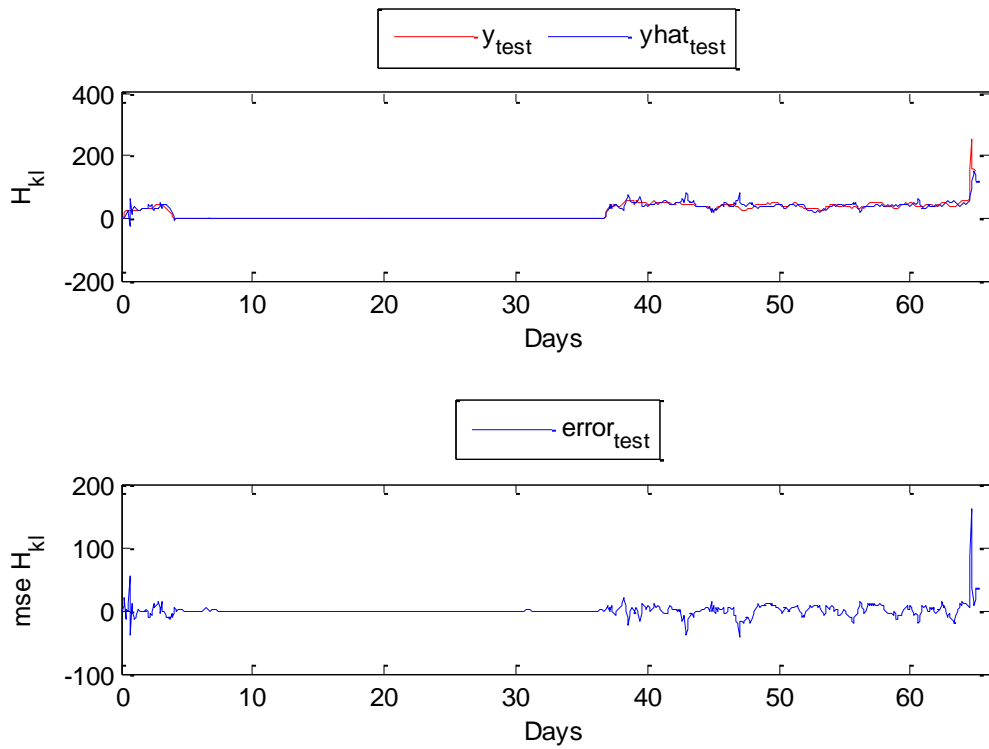


شکل ۴-۸ ساختار مدل پیش‌بین برای خنک‌کن مشبک

با استفاده از مقادیر بهینه‌ی بدست‌آمده در بخش ۴-۵-۲، نتایج مربوط به مدل‌های پیش‌بین با شبکه عصبی پرسپترون چندلایه در شکل ۴-۹ تا شکل ۴-۱۴ آورده شده است. ضخامت لایه‌ی کلینکر اولین متغیری است که اقدام به پیش‌بینی آن شده است. این متغیر خروجی زیرسیستم اولی است که در بخش ۲-۴-۲ معرفی شده است.

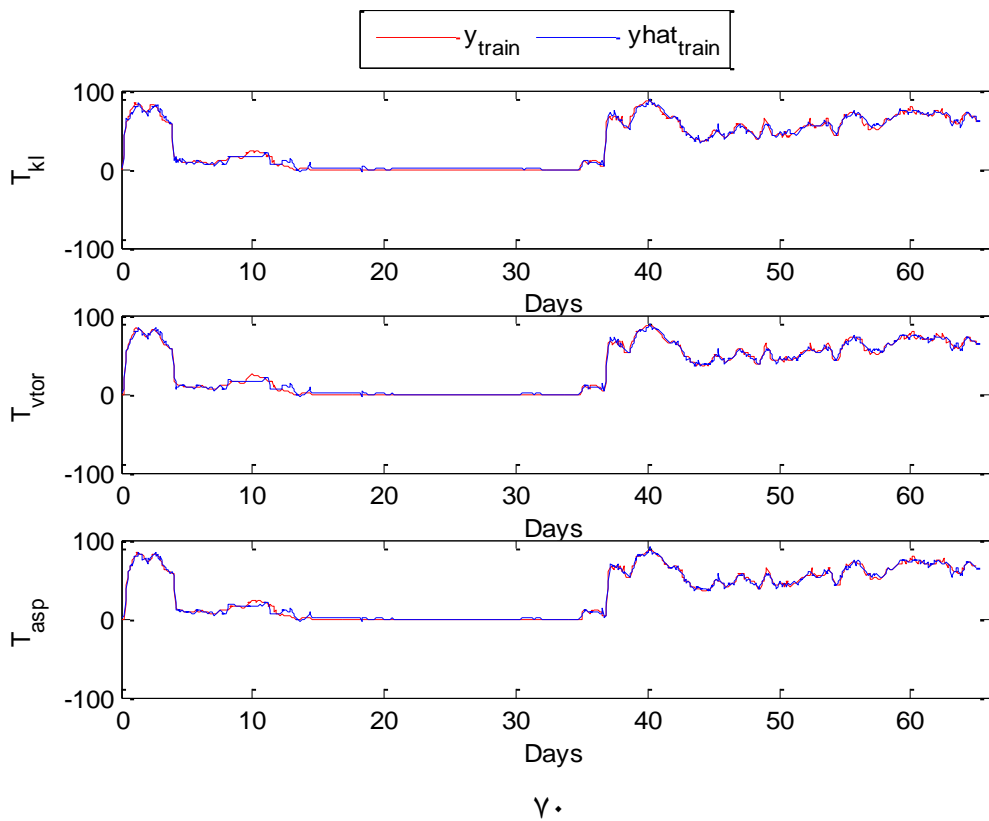


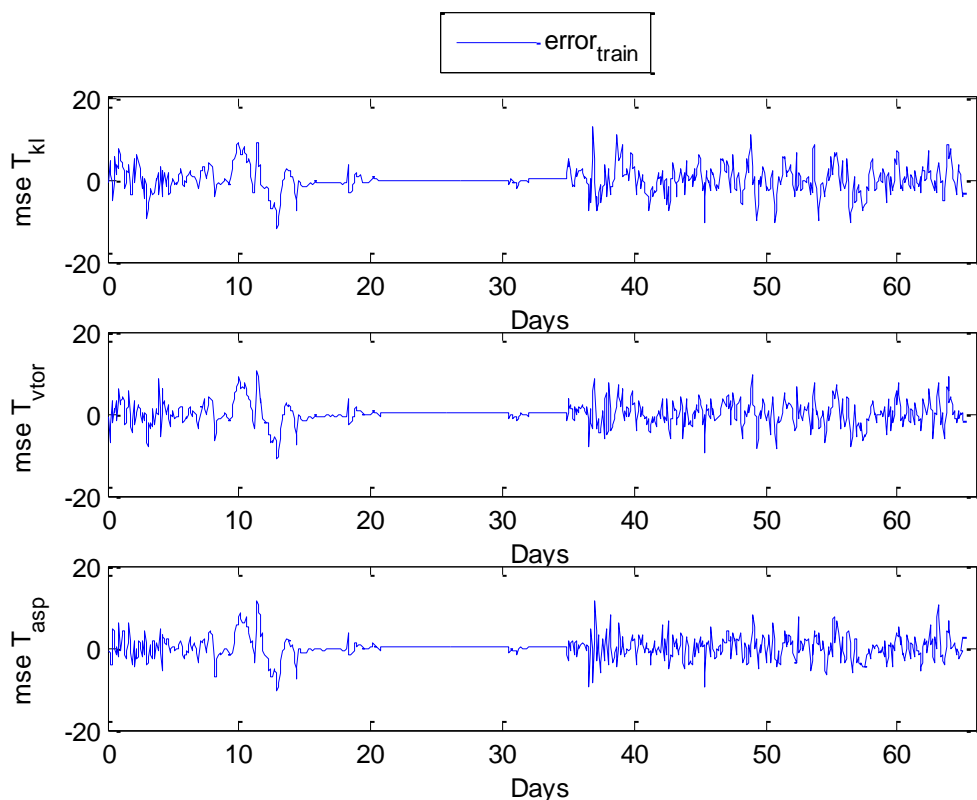
شکل ۴-۹ مدل پیش‌بین ارائه‌شده برای تخمین ضخامت لایه‌ی کلینکر



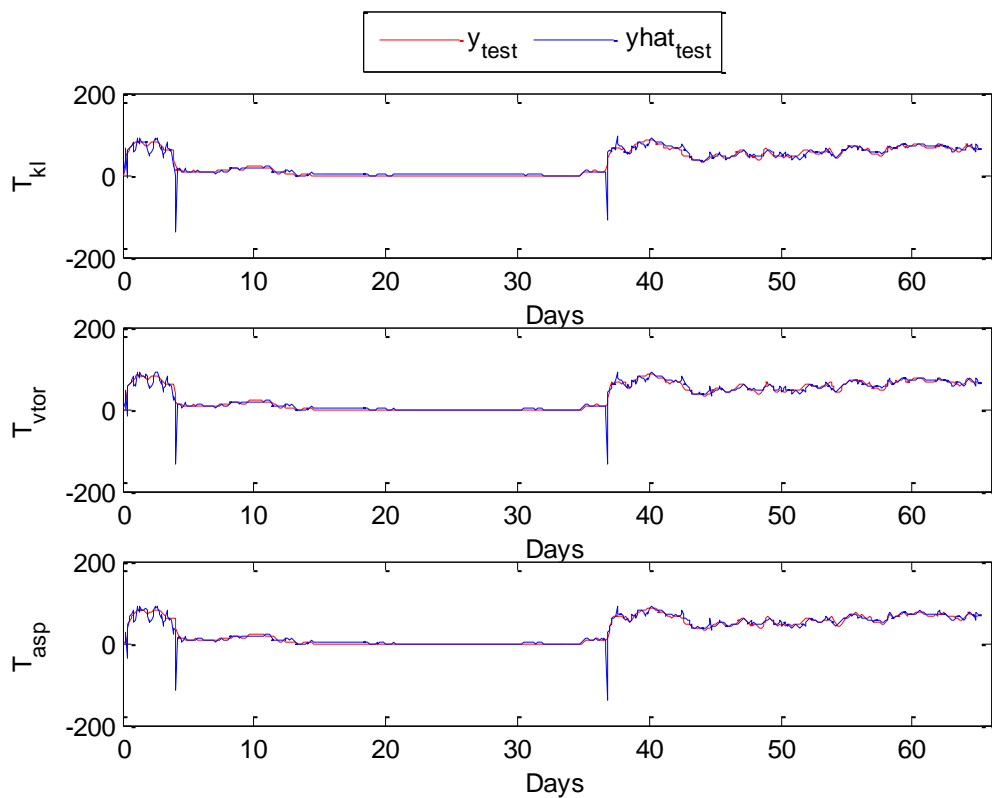
شکل ۴-۱۰ صحت‌سنجی مدل پیش‌بین ارائه‌شده برای تخمین ضخامت لایه‌ی کلینکر

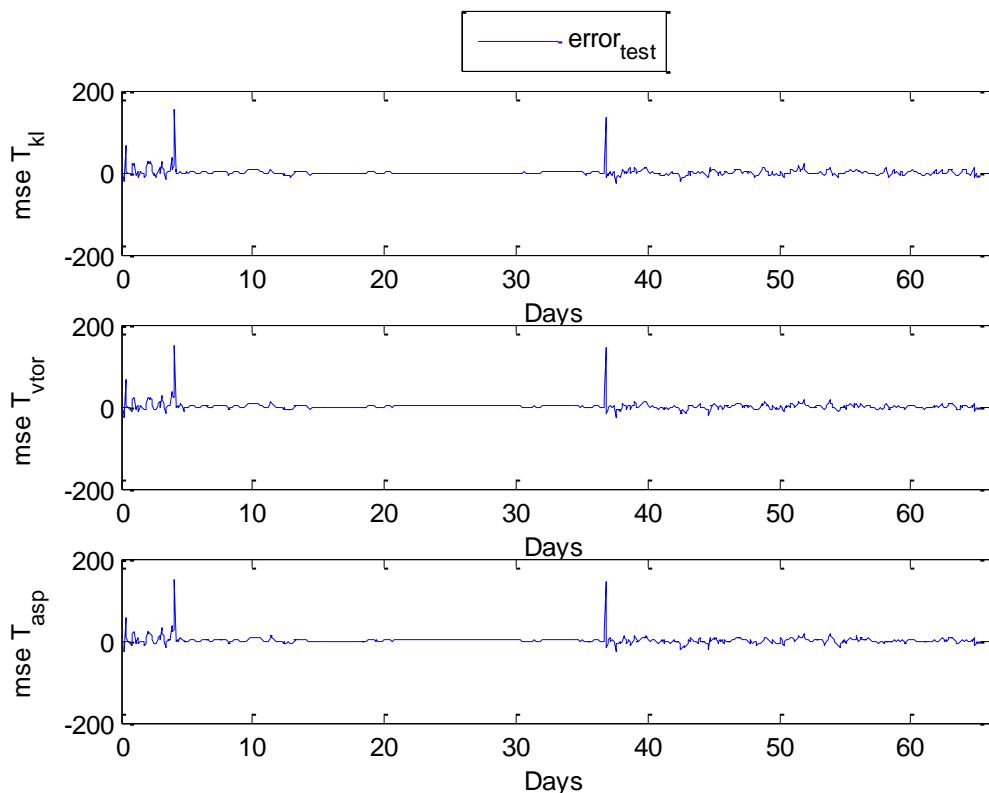
متغیرهای بعدی که مدل پیش‌بین برای آن‌ها ارائه شده است، دمای دود خروجی، دمای هوای دوم و دمای کلینکر در انتهای خنک‌کن می‌باشند. این متغیرها، خروجی‌های زیرسیستم دومی هستند که در بخش ۲-۴-۲ به معرفی آن پرداخته شده است.





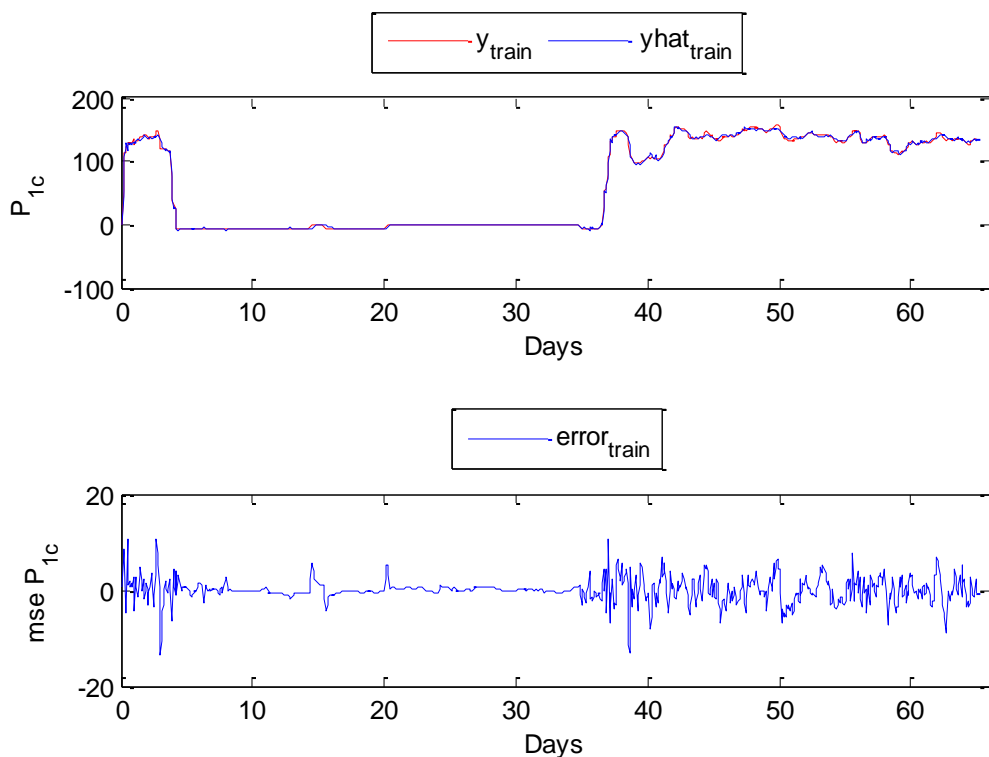
شکل ۴-۱۱ مدل پیش‌بین ارائه‌شده برای تخمین دمای دود خروجی، دمای هوای دوم و دمای کلینکر در انتهای خنک‌کن



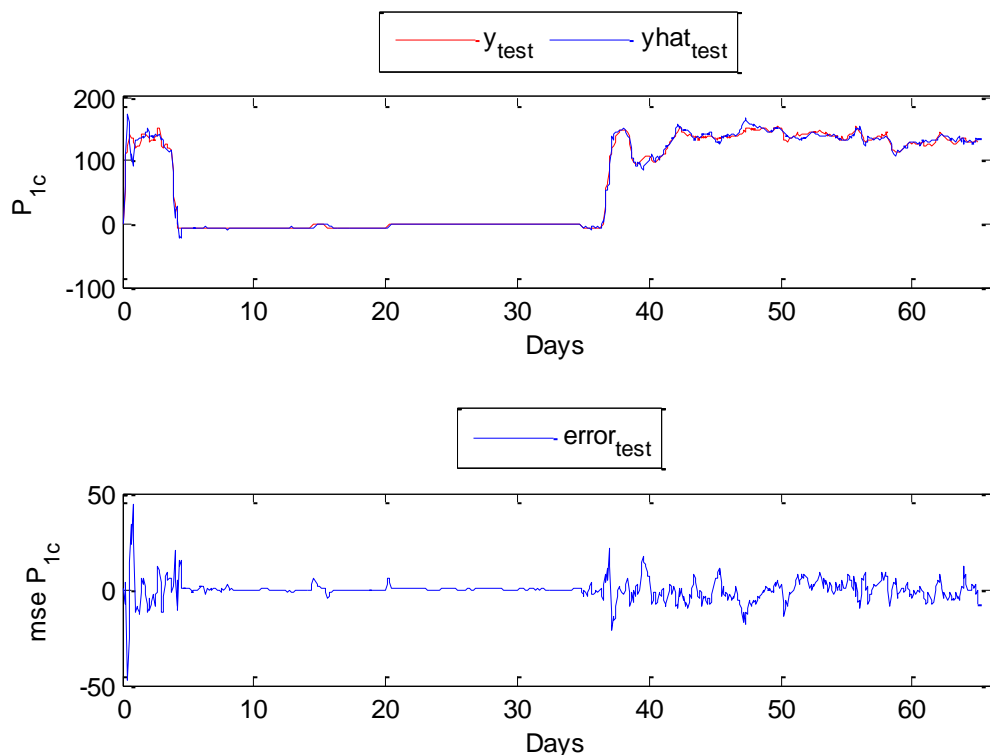


شکل ۴-۱۲ صحت‌سنجی مدل پیش‌بین ارائه‌شده برای تخمین دمای دود خروجی، دمای هوای دوم و دمای کلینکر در انتهای خنک‌کن

آخرین متغیر مورد بررسی در این بخش، فشار اتاقک اول (اتاقک گرم) است که خروجی زیرسیستم دوم (معرفی شده در بخش ۲-۴-۲) است.



شکل ۴-۱۳ مدل پیش‌بین ارائه‌شده برای تخمین فشار اتاقک اول (اتاقک گرم)



شکل ۴-۱۴ صحت‌سنجی مدل پیش‌بین ارائه‌شده برای تخمین فشار اتاقک اول (اتاقک گرم)

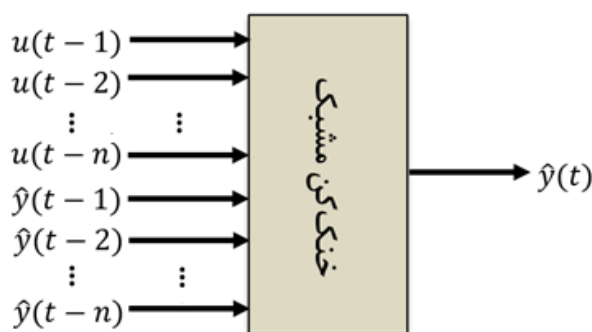
همان‌طور که مشاهده می‌شود خطای داده‌های آزمایش مقادیر کوچکی بدست آمده‌اند و این خود گواهی بر دقت مدل پیش‌بینی‌شده می‌باشد. همچنین مقایسه‌ی مجذور مربعات خطای آزمایش این مدل‌ها با مدل‌های بدست‌آمده در [12] که در جدول ۴-۶ آمده است، نشان می‌دهد مدل ارائه‌شده در این پایان‌نامه بسیار دقیق‌تر بوده و می‌تواند رفتار خنک‌کن مشبک را بهتر توصیف نماید.

جدول ۴-۶ RMS خطای آزمایش

زیرسیستم	مدل ارائه‌شده در این پایان‌نامه	مدل ارائه‌شده در [12]
حرکت کلینکر روی شبکه	۷۹/۹۳۲۰	۸۲/۵
تبادل گرمایی بین هوا و کلینکر	۸۰/۳۲۹۳	۱۵۹۰
حرکت هوا در خنک‌کن مشبک	۳۰/۱۷۸۶	۱۲۳

۴-۵-۴ مدل سنسور نرم با استفاده از شبکه‌عصبی

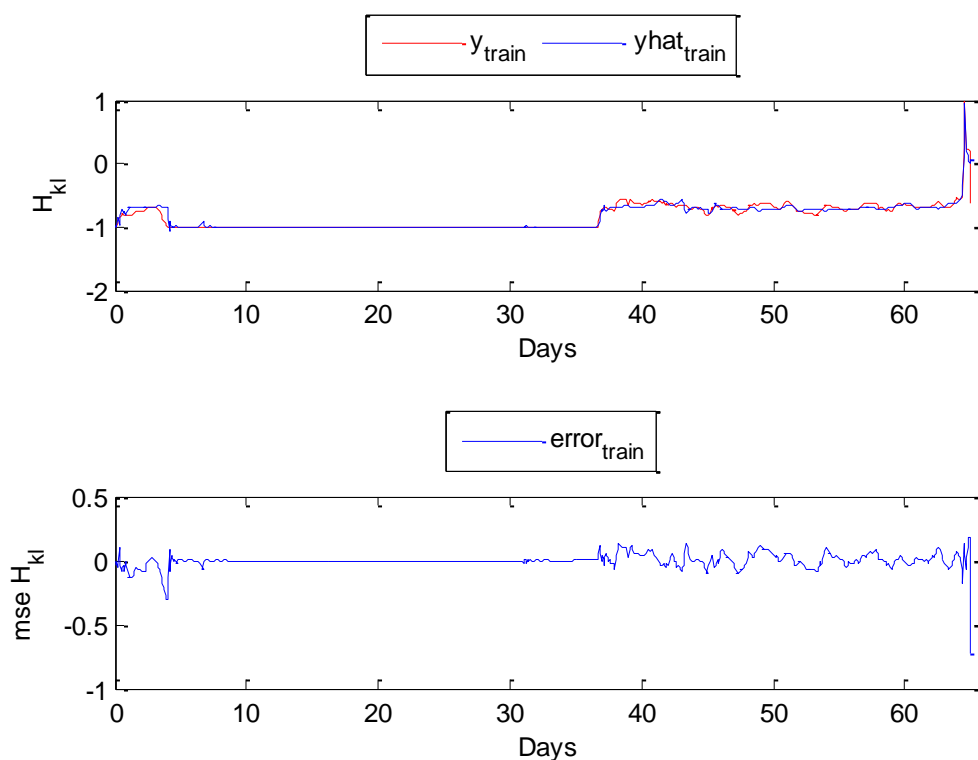
مدل سنسور نرم در واقع همان مدل شبیه‌ساز است که در ابتدای فصل هم به آن اشاره شد. همان‌طور که در شکل ۴-۱۵ مشاهده می‌شود؛ مدل‌های شبیه‌ساز تنها از ورودی‌های فرآیند برای شناسایی استفاده می‌کنند. حلقه‌ی پس‌خورد در این مدل‌ها از طریق خود مدل بسته می‌شود.



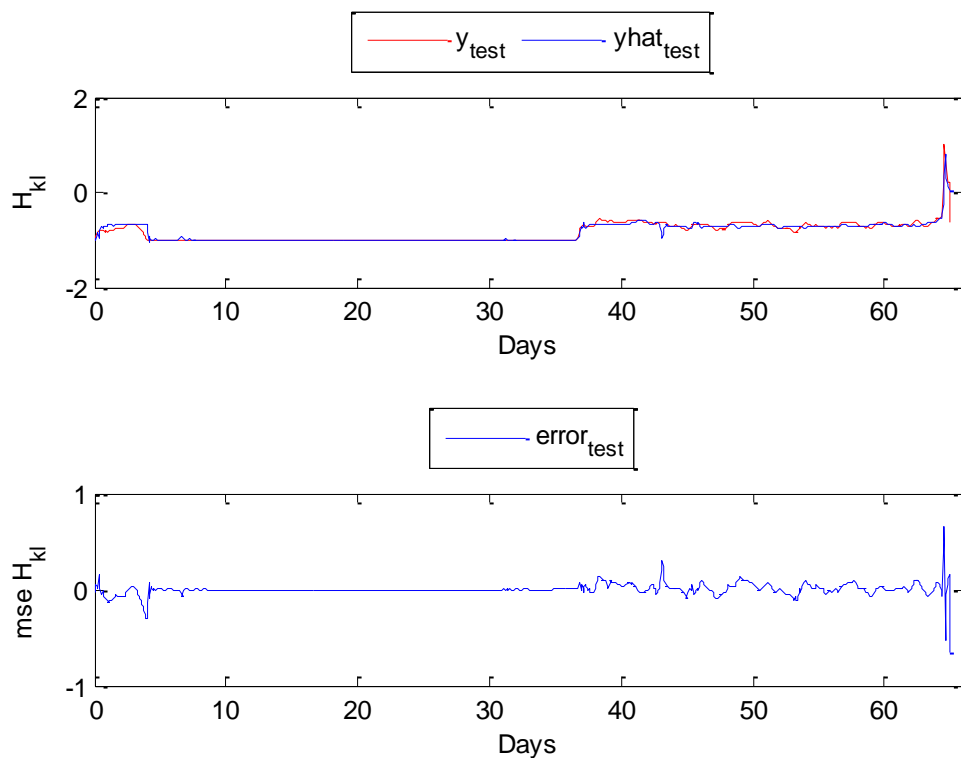
شکل ۴-۱۵ ساختار مدل سنسور نرم برای خنک‌کن مشبک

با بهره‌گیری از مقادیر بهینه‌ی بدست‌آمده در بخش ۴-۵-۲ و ساختار مدل توصیف‌شده در بالا، نتایج مدل سنسورهای نرم پیشنهادی با شبکه‌عصبی پرسپترون چندلایه در شکل ۴-۱۶ تا شکل ۴-۲۱ آورده شده است.

در ابتدا سنسور نرمی برای تخمین ضخامت لایه‌ی کلینر پیشنهاد می‌شود و سپس صحت عملکرد آن مورد بررسی قرار می‌گیرد. سنسور نرم پیشنهادی در صورت داشتن دقت مناسب، می‌تواند مشکل عدم وجود سنسور سخت‌افزاری برای تعیین ضخامت لایه‌ی کلینر در خنک‌کن سیمان و همچنین دشواری کنترل ارتفاع بستر کلینر را حل نماید.

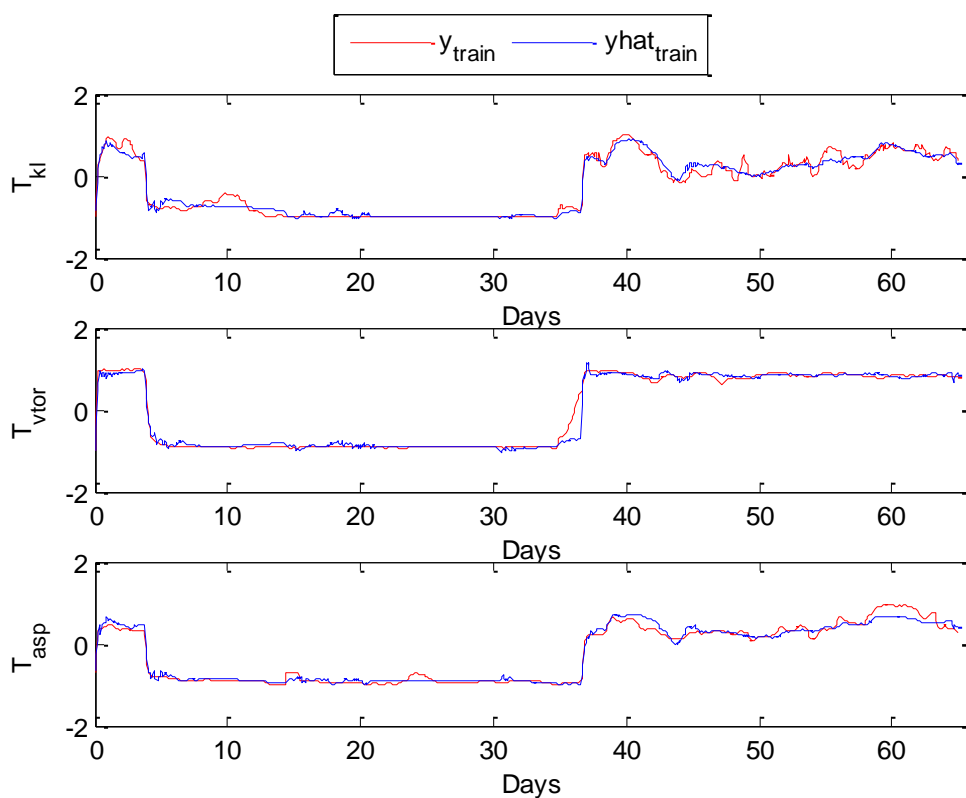


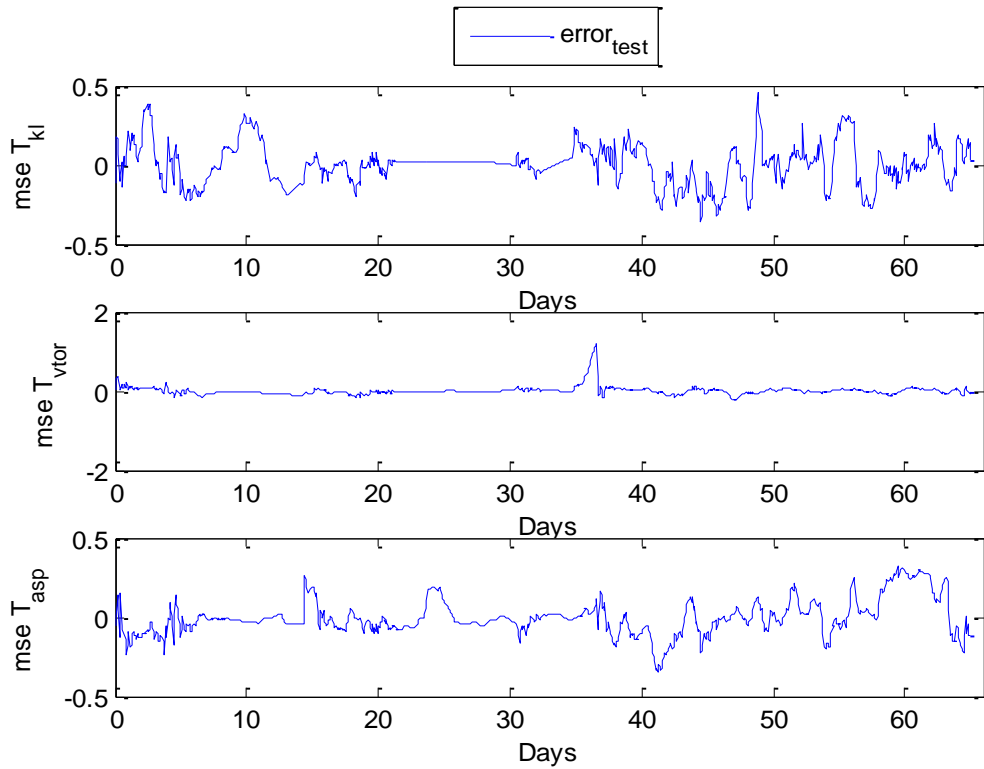
شکل ۴-۱۶ سنسور نرم پیشنهادی برای تخمین ضخامت لایه‌ی کلینر



شکل ۴-۱۷ صحت‌سنجی سنسور نرم پیشنهادی برای تخمین ضخامت لایه‌ی کلینکر

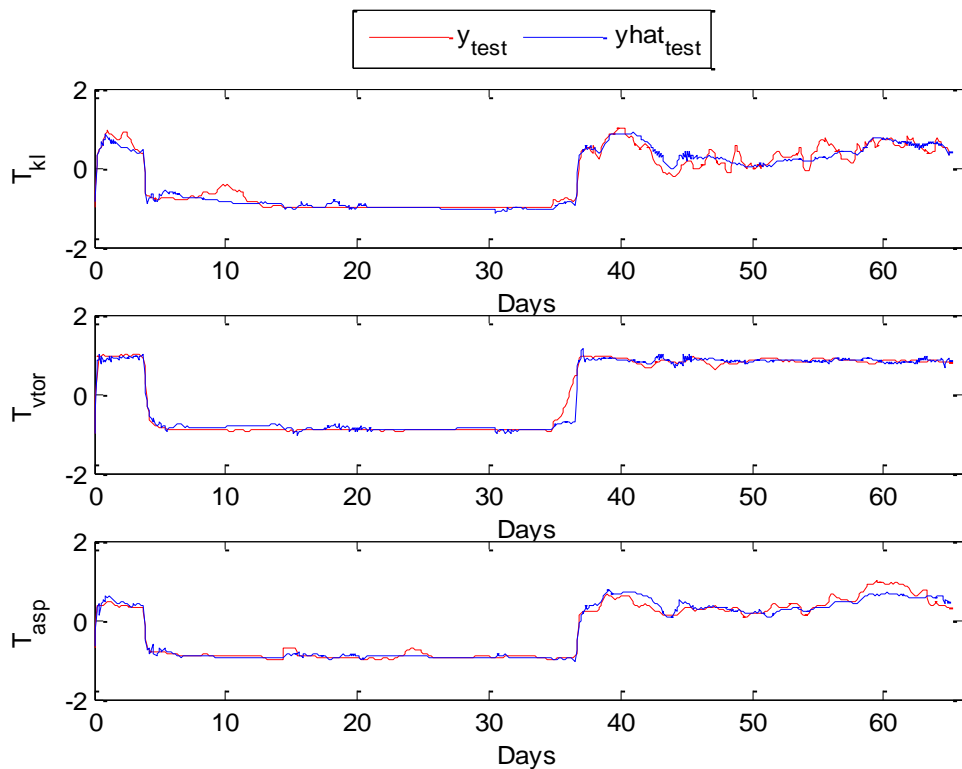
از دیگر سنسورهای نرم پیشنهادی در این بخش، سنسورهای نرم معرفی شده برای تخمین سه پارامتر دمایی است.

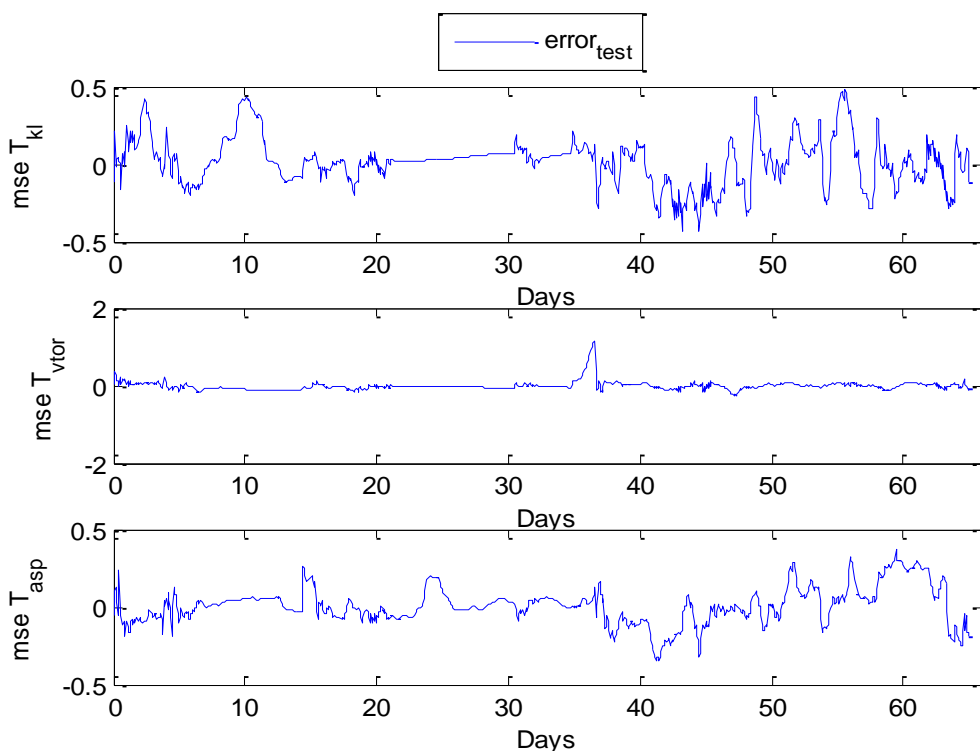




شکل ۴-۱۸ سنسور نرم پیشنهادی برای تخمین دمای دود خروجی، دمای هوای دوم و دمای کلینکر در انتهای خنک‌کن

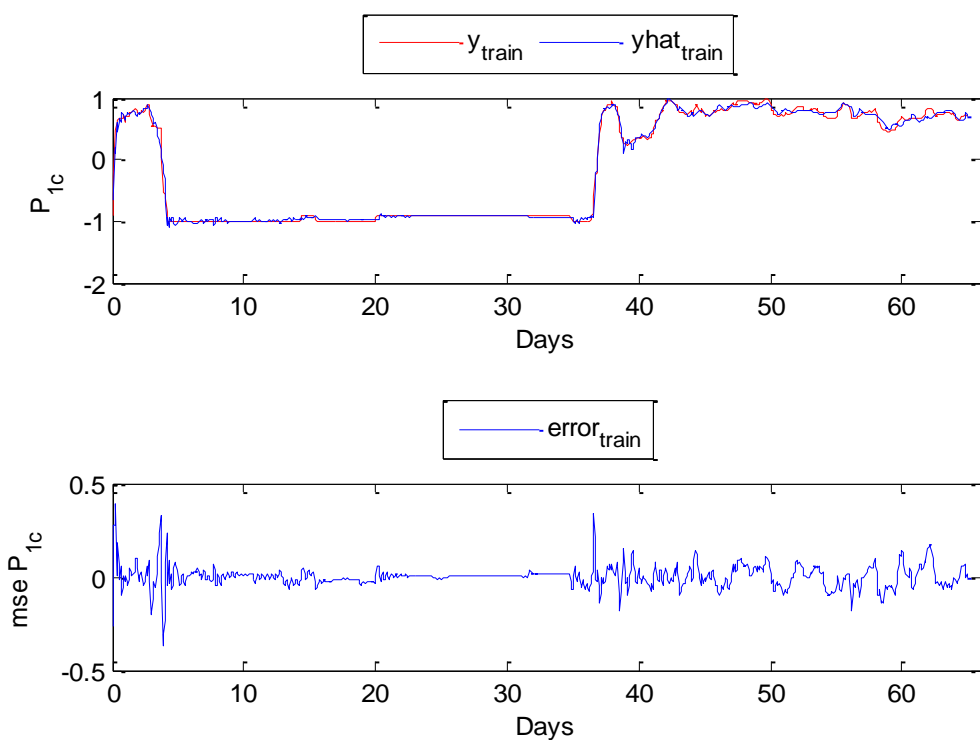
این سه پارامتر، دمای دود خروجی، دمای هوای دوم و دمای کلینکر در انتهای خنک‌کن می‌باشند که از بین آن‌ها دمای کلینکر خروجی در انتهای خنک‌کن به نسبت از اهمیت بیشتری برخوردار است.



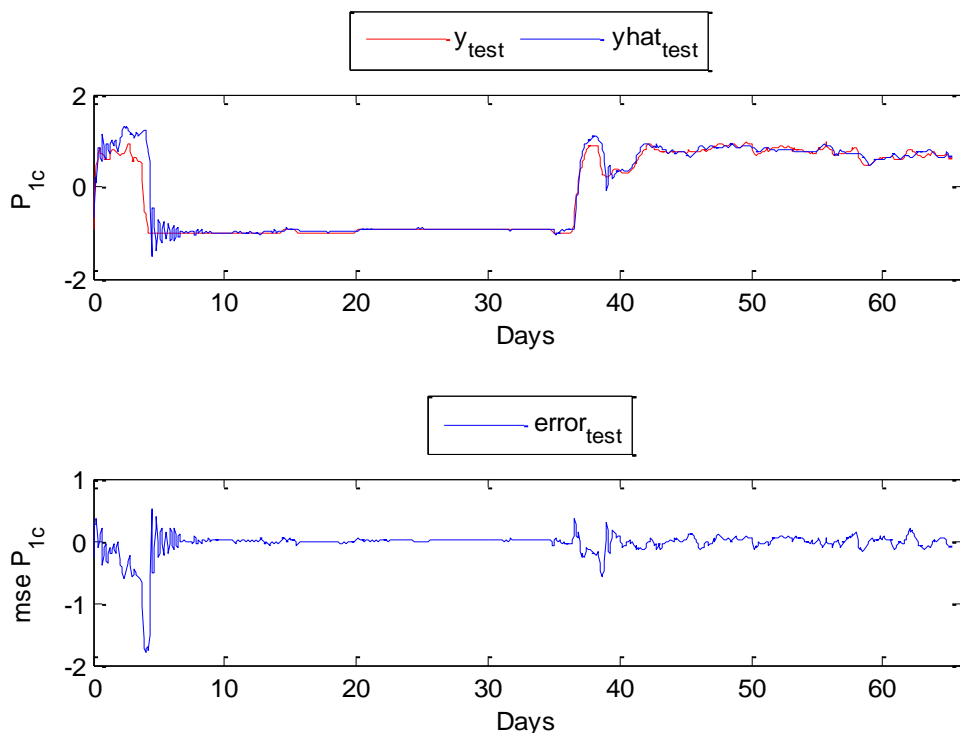


شکل ۴-۱۹ صحت‌سنجی سنسور نرم پیشنهادی برای تخمین دمای دود خروجی، دمای هوای دوم و دمای کلینکر در انتهای خنک‌کن

اگرچه این سه متغیر در صنعت نیاز چندانی به طراحی و پیشنهاد سنسور نرم ندارند، با این وجود روند طراحی سنسور نرم برای این سه متغیر نیز تکرار و سنسورهایی برای آن‌ها پیشنهاد شده است. آخرین سنسور نرم پیشنهادی نیز مربوط به متغیر فشار اتاقک اول (اتاقک گرم) می‌باشد.



شکل ۴-۲۰ سنسور نرم پیشنهادی برای تخمین فشار اتاقک اول (اتاقک گرم)



شکل ۴-۲۱ صحت‌سنجی سنسور نرم پیشنهادی برای تخمین فشار اتاقک اول (اتاقک گرم)

مشاهده می‌شود خطای داده‌های آزمایش برای این مدل نیز مقادیر کوچکی بدست آمده‌اند، بنابراین مدل‌های سنسور نرم پیشنهادی دقت مطلوبی دارند. برای ارزیابی عملکرد مدل‌های پیشنهادی، از معیار RMSE استفاده شده و این مقادیر برای مدل سنسور نرم و پیش‌بین در جدول ۴ - ۷ آورده شده است. نتایج بدست آمده به‌وضوح بیانگر این مسئله است که مدل سنسور نرم در مقایسه با مدل پیش‌بین دقت کمتری دارد، چراکه خروجی‌های فرآیند هیچ نقشی در شناسایی این نوع مدل ندارند.

جدول ۴ - ۷ RMS خطای آزمایش مدل پیش‌بین و شبیه‌ساز

مدل سنسور نرم	مدل پیش‌بین	زیرسیستم
۰/۰۶۱۸	۰/۰۰۵۲	حرکت کلینکر روی شبکه
۰/۰۵۳۶	۰/۰۴۲۷	تبادل گرمایی بین هوا و کلینکر
۰/۰۹۸۶	۰/۰۰۳۵	حرکت هوا در خنک‌کن مشبک

فصل ۵

نتیجه‌گیری و پیشنهادها

۵-۱ نتیجه‌گیری

در این پایان‌نامه، مدل‌سازی خنک‌کن مشبک کلینکر سیمان با استفاده از شبکه‌عصبی مورد توجه قرار گرفته است. همچنین برای برخی متغیرهای خروجی آن سنسورهای نرمی ارائه شدند. در واقع ابتدا روش‌های مختلف شناسایی سیستم، طراحی سنسور نرم و معایب آن بیان گردید. در ادامه مدل‌های پیش‌بین و شبیه‌ساز معرفی و ورودی خروجی‌های هر مدل تعیین شد. بعد از انجام پیش‌پردازش‌های لازم روی داده‌های خام ورودی و خروجی در دسترس، اقدام به پیدا کردن دینامیک‌های مؤثر ورودی با استفاده از الگوریتم گام‌به‌گام و الگوریتم ژنتیک شد. در آخر هم با بهره‌گیری از شبکه‌عصبی MLP تک‌لایه، متغیرهای ضخامت لایه‌ی کلینکر، دمای کلینکر خروجی، دمای هوای دوم، دمای دود خروجی و فشار شبکه‌ی اتاقک گرم در خنک‌کن مشبک کلینکر شناسایی و تخمین زده شدند. در استفاده از شبکه‌عصبی، مقادیر نرون و دفعات آموزش شبکه با استفاده از یک قاعده‌ی زنجیره‌ای و با لحاظ دینامیک‌های مؤثر ورودی و خروجی در هر مرحله از این قاعده، به صورت بهینه بدست آورده شدند. نتایج بدست آمده بیانگر دقت بالای مدل‌های شناسایی شده برای سه زیرسیستم معرفی شده از واحد خنک‌کن مشبک کلینکر سیمان می‌باشند. همچنین سنسورهای نرم ارائه شده نیز تا حد زیادی دقیق بوده و توانایی رصد متغیرهای ضخامت لایه‌ی کلینکر، دمای کلینکر خروجی، دمای هوای دوم، دمای دود خروجی و فشار شبکه‌ی اتاقک گرم را بدون نیاز به سنسور سخت‌افزاری دارا می‌باشند.

۲-۵ پیشنهادها

- بدون تردید این پایان نامه دارای نقاط ضعف و کمبودهایی است که می‌توان با اصلاح و رفع آن‌ها، جامعیت مدل ارائه شده و عملکرد سنسور نرم پیشنهادی برای واحد خنک‌کن مشبک کلینکر سیمان را بهبود بخشید؛ بنابراین چند پیشنهاد که برای کارهای آینده در این زمینه ارائه می‌شوند عبارت است از:
- ۱- داده‌های جمع‌آوری شده از خنک‌کن کلینکر سیمان در حالت حلقه بسته جمع‌آوری شده‌اند و غنای کمی دارند، به همین دلیل بهتر است به منظور داشتن مدل دقیق‌تری از سیستم، داده‌ها در زمان طولانی‌تری گردآوری شوند.
 - ۲- داده‌های مربوط به اندازه‌ی دانه‌های کلینکر در خنک‌کن ثبت نشده‌اند. اگر بتوان آن را به طریقی ثبت کرد، می‌توان مدل به مراتب کاربردی‌تر و کامل‌تری از خنک‌کن بدست آورد. وارد کردن اطلاعات این داده‌ها در مدل‌سازی می‌تواند باعث افزایش جامعیت نتایج شود.
 - ۳- در این پایان نامه برای پایین آوردن حجم محاسبات، دینامیک‌های مؤثر خروجی به صورت فرضی ۱ تا ۵ در نظر گرفته شده است. حال اگر این دینامیک‌ها نیز مشابه دینامیک‌های مؤثر ورودی با استفاده از یکی از الگوریتم‌های مربوطه نظیر الگوریتم گام‌به‌گام یا الگوریتم ژنتیک بدست آورده شوند، شاید بتوان به نتایج بهتری دست یافت.
 - ۴- از دیگر فرضیات روش کار این پایان نامه، یکسان گرفتن دینامیک‌های مؤثر ورودی برای تمامی ورودی‌ها است. اگر دینامیک‌های مؤثر ورودی برای هر ورودی به طور جداگانه حساب شوند، این احتمال وجود دارد که مدل‌سازی دقت بالاتری داشته باشد.
 - ۵- قابل‌پذیرش است که در یک کارخانه سیمان واقعی اجازه‌ی آزمایش کنترل‌کننده داده نشود، ولی مدل بدست‌آمده از خنک‌کن و سنسور نرم این قابلیت را دارند که بدون دخالت در کار اپراتور یا فرآیند تولید، آزمایش شوند. از این طریق شاید بتوان با چند بار آزمایش و مشاوره با اپراتور، مدل دقیق‌تری از فرآیند بدست آورده و همچنین به صورت عملی سنسور نرم را اعتبارسنجی نمود.

مراجع

- [1] H. A. Johnson, "Effects of Grate Cooler Dynamics on Cement Process Simulation," Digital Repository, 1969.
- [2] B. Liu, M. Wang, Y. Wen, X. Hao, and X. Fan, "Research on Control Mechanism Model of Grate Cooler Based on Seepage Heat Transfer Theory," *J. Comput. Inf. Syst.*, vol. 9, no. 20, pp. 8281–8288, 2013.
- [3] T. Dimitris, "Dynamic Behavior of Closed Grinding Systems and Effective PID Parameterization," *WSEAS Trans. Syst. Control*, vol. 4, no. 12, pp. 581–602, 2009.
- [4] T. Dimitris, "Simplified Modeling of Clinker Colling Based on LongTerm Industrial Data," *Halyps Build. Mater. SA, Italcementi Group, 17th Klm Nat. Rd. Athens–Korinth, Greace*, pp. 143–147, 2011.
- [5] Z. Wang and M. Yuan, "A Self-tuning Fuzzy PID Control Method of Grate Cooler Pressure based on Kalman Filter," in *Computer Science and Information Processing (CSIP), 2012 International Conference on*, 2012, pp. 257–260.
- [6] X. Zhang and J. Lu, "Fuzzy Control for Heat Recovery Systems of Cement Clinker Cooler," *J. Theor. Appl. Inf. Technol.*, vol. 42, no. 2, pp. 182–190, 2012.
- [7] Z. Junchao and J. Shaohong, "Research on Fuzzy PID Control System of Temperatuer for Tertiary Air," in *2nd International Conference On Systems Engineering and Modeling (ICSEM-13)*, 2013, pp. 68–71.
- [8] D. Touil, H. F. Belabed, C. Frances, and S. Belaadi, "Heat Exchange Modeling of a Grate Clinker Cooler and Entropy Production Analysis," *Int. J. Heat Technol.*, vol. 23, no. 1, pp. 61–68, 2005.
- [9] J. U. U. Ahamed, N. A. A. Madloul, R. Saidur, M. I. I. Shahinuddin, A. Kamyar, and H. H. H. Masjuki, "Assessment of Energy and Exergy Efficiencies of a Grate Clinker Cooling System through the Optimization of its Operational Parameters," *Energy*, vol. 46, no. 1, pp. 664–674, 2012.
- [10] P. Mundhara and S. Sharma, "Modeling of Clinker Coolers: Applications to Reduction in Energy Consumption," 2005.
- [11] A. N. I. Wardana and J. R. Ciangsana, "PID-Fuzzy Controller for Grate Cooler in Cement Plant," in *Control Conference, 2004. 5th Asian*, 2004, vol. 3, pp. 1563–1567.
- [12] E. B. Karikov, V. G. Rubanov, and V. K. Klassen, "Construction of a Dynamic Neural Network Model as a Stage of Grate Cooler Automation," *World Appl. Sci. J.*, vol. 25, no. 2, pp. 227–232, 2013.
- [13] آ. فاطمی مقدم، ش. آرش، م. تشنه‌لب، "شناسایی و پیش‌بینی سیستم غیرخطی کوره‌ی دوار سیمان با استفاده

از شبکه عصبی-فازی و انتخاب ورودی‌ها به کمک الگوریتم ژنتیک، "مجله کنترل، شماره ۲، جلد ۵، صص ۳۳-۲۲، ۱۳۹۰.

[14] ب. نجارعرابی، م. فلاچپور، ع. فاتحی، "شناسایی کوره دوار سیمان با استفاده از شبکه عصبی،" هشتمین کنفرانس سیستم های هوشمند، ۱۳۸۶، صص ۱۰-۱.

[15] M. J. Arauzo-Bravo, J. M. Cano-Izquierdo, E. Gomez-Sanchez, M. J. López-Nieto, Y. A. Dimitriadis, and J. López-Coronado, "Automatization of a Penicillin Production Process with Soft Sensors and an Adaptive Controller based on Neuro Fuzzy Systems," *Control Eng. Pract.*, vol. 12, no. 9, pp. 1073–1090, 2004.

[16] P. Kadlec, B. Gabrys, and S. Strandt, "Data-Driven Soft Sensors in the Process Industry," *Comput. Chem. Eng.*, vol. 33, no. 4, pp. 795–814, 2009.

[17] س. احمدزاده، م. نکوئی، م. علیاری شوره‌دلی، "طراحی سنسور نرم بر مبنای روش ماشین بردار پشتیبان (svm) برای واحد غلظت شکن پالایشگاه نفت،" دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، ۱۳۹۳.

[18] A. Kumar, V. K. Vadlamudi, H. K. Mohanta, A. K. Pani, V. K. Vadlamudi, and H. K. Mohanta, "Development and Comparison of Neural Network based Soft Sensors for Online Estimation of Cement Clinker Quality," *ISA Trans.*, vol. 52, no. 1, pp. 19–29, 2013.

[19] D. Sbarbaro, P. Ascencio, P. Espinoza, F. Mujica, and G. Cortes, "Adaptive Soft-Sensors for On-line Particle Size Estimation in Wet Grinding Circuits," *Control Eng. Pract.*, vol. 16, no. 2, pp. 171–178, 2008.

[20] A. K. Pani, K. G. Amin, and H. K. Mohanta, "Data Driven Soft Sensor of a Cement Mill using Generalized Regression Neural Network," in *Data Science & Engineering (ICDSE), 2012 International Conference on*, 2012, pp. 98–102.

[21] D. Stani, N. Jorgovanovi, N. Popov, Č. Velimir, D. Stanišić, N. Jorgovanović, N. Popov, and V. Čongradac, "Soft Sensor for Real-Time Cement Fineness Estimation," *ISA Trans.*, vol. 55, pp. 250–259, 2015.

[22] A.G. Fallis, *Soft Sensors for Monitoring and Control of Industrial Processes*, vol. 53, no. 9. 2013.

[23] M. Serpas, Y. Chu, and J. Hahn, "Fault Detection Approach for Systems Involving Soft Sensors," *J. Loss Prev. Process Ind.*, vol. 26, no. 3, pp. 443–452, 2013.

[24] T. Matias, D. Gabriel, F. Souza, R. Araujo, and J. Costa Pereira, "Fault Detection and Replacement of a Temperature Sensor in a Cement Rotary Kiln," in *Emerging Technologies & Factory Automation (ETFA), 2013 IEEE 18th Conference on*, 2013, pp. 1–8.

[25] "سیمان. فرآیند تولید و تکنولوژی آن،" ماهنامه فناوری سیمان، ۱۳۸۴، صص. ۱۸-۱.

- [26] م. ق. شربیانی، ع. فاتحی، ب. نجاراعرابی، "کنترل فازی کوره دوار سیمان با استفاده از اطلاعات واقعی و تخمین پارامترهای بدست آمده از مدل سیستم،" دانشگاه صنعتی خواجه نصیرالدین طوسی، ۱۳۹۰.
- [27] C. Plant, O. Handbook, and S. Edition, *Cement Plant Operations Handbook Sixth Edition*, no. 6. 2000.
- [28] Gleb Gennadievich Mejeoumov, "Improved Cement Quality and Grinding Efficiency by means of Closed Mill Circuit Modeling," 2007.
- [29] M. Negash and E. G. Alemu, "Neural Network Based Data-Driven Predictor: Case Study on Clinker Quality Prediction," Addis Ababa University, 2012.
- [30] M. Sadeghian and A. Fatehi, "Identification and Abnormal Condition Detection of a Cement Rotary Kiln," 2008.
- [31] D. Slišković, R. Grbić, Ž. Hocenski, D. Sliškovic, R. Grbic, and Ž. Hocenski, "Methods for Plant Data-Based Process Modeling in Soft-Sensor Development," *Autom. časopis za Autom. Mjer. Elektriku, Računarstvo i Komun.*, vol. 52, no. 4, pp. 306–318, 2012.
- [32] A. Abusnina, "Gaussian Process Adaptive Soft Sensors and their Applications in Inferential Control Systems," University of York, 2014.
- [33] E. Bash, Z. Zhao, D. Zeng, Y. Hu, and S. Gao, "Soft Sensing of Coal Quality," *Therm. Sci.*, vol. 1, no. 19, p. 24, 2014.
- [34] P. Kadlec, "Copyright Statement," Bouremouth University, 2009.
- [35] Z. Yuan and H. Liu, "Soft Sensor for Apparent Degree of Calcination in NSP Cement Production Line," in *Computer and Automation Engineering (ICCAE), 2010 The 2nd International Conference on*, 2010, vol. 1, pp. 473–478.
- [36] Oliver Nelles, *Nonlinear System Identification-From Classical Approach to Neural Networks and Fuzzy Models*. Springer, 2002.
- [37] R. May, G. Dandy, and H. Maier, *Review of Input Variable Selection Methods for Artificial Neural Networks*. INTECH Open Access Publisher, 2011.
- [38] X. Hong, C. J. Harris, M. Brown, and S. Chen, "Backward Elimination Methods for Associated Memory Network Pruning," *Int. J. Hybrid Intell. Syst.*, vol. 1, no. 2, pp. 90–99, 2004.
- [39] K. Z. Mao, "Orthogonal Forward Selection and Backward Elimination Algorithms for Feature Subset Selection," *IEEE Trans. Syst. Man, Cybern. Part B Cybern.*, vol. 34, no. 1, pp. 629–634, 2004.
- [40] پ. مکوندی، ج. جعفرعلی جاسبی، س. علوی، "انتخاب مؤلفه‌های تأثیرگذار بر پیش‌بینی سود آتی سهام شرکت-های پذیرفته شده در بورس اوراق بهادار تهران با استفاده از مدل ترکیبی شبکه‌عصبی و الگوریتم ژنتیک،" فصلنامه تخصصی علمی پژوهشی جلد ۵، شماره ۱۰، صص. ۱۶۳-۲۰۱، ۱۳۸۷.

- [41] M. F. Platten, J. R. Weight, K. Worden, G. Dimitriadis, J. E. Cooper, J. R. Wright, K. Worden, G. Dimitriadis, and J. E. Cooper, “Non-linear Identification in Modal Space using a Genetic Algorithm Approach for Model Selection,” *Int. J. Appl. Math. Mech.*, vol. 3, no. 1, pp. 72–89, 2007.
- [42] C. T. Leondes, *Algorithms and Architectures Neural Network Systems Techniques and Applications*. 1998.
- [43] Simon Haykin, *Neural Networks and Learning Machines: A Comprehensive Foundation*. 2009.
- [44] K.-L. Du and M. N. S. Swamy, *Neural Networks and Statistical Learning*. Springer Science & Business Media, 2013.
- [45] Y. Zhang, S. Wang, and Z. Dong, “Classification of Alzheimer Disease Based on Structural Magnetic Resonance Imaging by Kernel Support Vector Machine Decision Tree,” vol. 144, no. January, pp. 171–184, 2014.
- [46] T. M. Mitchell, *Machine Learning*, no. 1. 1997.
- [47] A. Lendasse, V. Wertz, and M. Verleysen, “Model Selection with Cross-Validations and Bootstraps: Application to Time Series Prediction with RBFN Models,” in *Artificial Neural Networks and Neural Information Processing—ICANN/ICONIP 2003*, Springer, 2003, pp. 573–580.
- [48] م. آزادی، م. علیاری شوره‌دلی، “شناسایی فرآیند برج اسپلیتر واحد پنتان پالایشگاه کرمانشاه،” *فصلنامه تخصصی علمی ترویجی*، جلد ۴۱، شماره ۱، صص. ۶۵–۵۰، ۱۳۹۲.

Abstract

Due to the importance of clinker grate coolers in cement industry and lack of a mature model for these systems, identification and prediction of the cooler system status are necessary for any simulation and automation approaches. Intrinsically, grate cooler is a MIMO system that in this thesis simulate it using neural network and nonlinear identification method. Since the data used in this research has been extracted from a real system, pre-analysis of data is one of the critical parts of identification process. The results of applying the proposed method on real data of the cement grate cooler is demonstrates the superior performance of this method in performance prediction of this industrial system.

Although hardware sensor technology has improved considerably, many variables such as clinker layer thickness or pressure under hot chamber grate are still monitored through laboratory analyses. This is an expensive method and they are inadequate for on-line supervision and considerable delays. To solve this problem, this variable can be estimated by means of measurable variables which this way is so-called soft sensors or virtual sensor. In this thesis utilizes a MLP neural network, soft sensors are designed for those grate cooler variables that are difficult to measure with physical approach. The results show high accuracy sensors is proposed.

Keywords: Grate cooler, Nonlinear system, System identification, Soft sensor, Neural network.



Shahrood University of Technology

Faculty of Electrical and Robotic Engineering

Master of Science Thesis in Control Engineering

**Soft Sensor Design for Cement Clinker Cooler
Using Real Information**

By:
Maryam Seraj

Supervisor:
Dr. Mohammad Haddad Zarif

Advisor:
Dr. Mahdi Aliyari Shooredeli

February 2016