

کنترل ارتعاشات سازه با استفاده از کنترل پیش‌بین مدل بهبودیافته با فیلتر کالمن

مرتضی قربانی عوری^۱، امین قلی‌زاد^{۲*}، مونا شعاعی پرچین^۳

۱- دانشجوی دکتری سازه، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه محقق اردبیلی

۲- استاد، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه محقق اردبیلی

۳- دانشجوی دکتری سازه، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه محقق اردبیلی

چکیده کنترل پیش‌بین مدل به خانواده‌ای از کنترل‌گرها اطلاق می‌شود که از مدل پیش‌بینی شده پاسخ سیستم در محاسبه‌ی نیروی کنترلی استفاده می‌کنند. حضور عدم قطعیت در معادلات و شبکه‌های جمع‌آوری داده در مسائل عملی گریزناپذیر بوده و عملکرد سیستم را در پیش‌بینی رفتار آینده و محاسبات نیروهای کنترل دچار اشکال می‌نماید. برای غلبه بر این مشکل می‌توان از فیلتر کالمن حالت ماندگار در پیش‌بینی پاسخ سیستم دینامیکی استفاده نمود که کارایی آن در کاهش پیچیدگی محاسباتی و کاهش افق پیش‌بین، که انتظار می‌رود منجر به بهبود عملکرد کنترل گردد، تاکنون مورد مطالعه قرار نگرفته است. در پژوهش حاضر با هدف بهبود گام‌های پیش‌بینی کنترل‌گر پیش‌بین مدل، ارتعاشات دینامیکی سازه برشی یازده طبقه مجهز به میراگر تاندون فعال با الگوریتم پیش‌بین مدل ترکیب شده با فیلتر کالمن خطی حالت ماندگار کنترل شده است. نتایج نشان می‌دهد که کنترل پیش‌بین مدل بهبودیافته با فیلتر کالمن حالت ماندگار با گام‌های محاسباتی کمتر (۱۰۵ گام محاسباتی کمتر) نسبت به الگوریتم متعارف پیش‌بین مدل، پاسخ تغییر مکان سازه تحت زلزله کوجالی را بهبود بخشیده و مقادیر نیروهای کنترلی را تا ۵۷ درصد کاهش داده است.

واژه‌های کلیدی افق پیش‌بین، الگوریتم پیش‌بین مدل، فیلتر کالمن حالت ماندگار، کنترل ارتعاشات، میراگر تاندون فعال.

Control of Structural Vibrations Using Improved Model Predictive Control with Kalman Filter

Morteza Ghorbani-ouri¹, Amin Gholizad², Mona Shaoei-parchin³

1- Ph.D Candidate of Structural Engineering, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran.

2- Professor, Faculty of Engineering, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran.

3- Ph.D Candidate of Structural Engineering, University of Mohaghegh Ardabili, Ardabil, Iran.

Abstract Model Predictive Control (MPC) refers to a family of controllers that utilize a predicted model of the system response in calculating control forces. The presence of uncertainties in equations and data acquisition networks is inevitable in practical problems and can impair the system's performance in predicting future behavior and computing control forces accurately. To overcome this issue, a steady-state Kalman filter can be used to predict the response of dynamic systems. However, its effectiveness in reducing computational complexity and decreasing the prediction horizon, which is expected to improve control performance, has not yet been thoroughly investigated. In the present study, aiming to reduce the prediction steps of the MPC, the dynamic vibrations of an eleven-story shear structure equipped with active tendon dampers were controlled using a MPC algorithm combined with a steady-state linear Kalman filter. The results indicate that the improved Model Predictive Controller with the steady-state Kalman filter, with fewer computational steps (105 fewer computational steps), reduce the structural displacement response under the Kocaeli earthquake and reduces control force magnitudes by up to 57% compared with the conventional Model Predictive Control algorithm.

Keywords Active Tendon, Model Predictive Control, Prediction Horizon, Steady-State Kalman Filter, Vibration Control.

مقدمه و پیشینه مطالعات

با توجه به تقاضای روزافزون برای ساخت سازه‌های بلند، کنترل ارتعاشات ناشی از زلزله و سایر نیروهای دینامیکی بیش از هر زمان دیگری اهمیت می‌یابد. سامانه‌های کنترل ارتعاش را می‌توان به گروه‌های غیرفعال، فعال و هیبریدی طبقه‌بندی کرد. اگرچه در کاربرد کنترل ارتعاش فعال سازه‌ها تحت تحریک زلزله انتقاداتی وجود دارد، اما پژوهشگران در سال‌های اخیر علاقه فزاینده‌ای به این حوزه از تحقیقات نشان داده‌اند [1]. روش‌های کنترل فعال هم برای ارتعاشات گذرا و هم برای ارتعاشات با محدوده فرکانسی وسیع بسیار موثر هستند که تاندوم‌های فعال یکی از قابل‌اطمینان‌ترین مکانیزم‌های فعال به شمار می‌آیند [2]. اگرچه سامانه‌های کنترل فعال به دلیل توانایی بالا در پاسخ‌گویی به تحریکات ناشی از باد و زلزله مورد توجه پژوهشگران قرار گرفته‌اند، لیکن روش‌های غیرفعال نظیر استفاده از میراگرهای جرمی تنظیم‌شونده (TMD) برای بهبود عملکرد لرزه‌ای سازه‌ها نیز مورد استقبال محققین بوده است. محبی و هم‌کاران (۲۰۱۵) بهینه‌سازی میراگر جرمی چندگانه (MTMD) مبتنی بر الگوریتم ژنتیک [3]، پورزینلی و هم‌کاران (۲۰۱۴) عملکرد TMD بهینه‌شده تحت زلزله‌های مختلف [4] و خدایی و تیموری (۲۰۲۲) [5] تأثیر پارامترهای جرم و ارتفاع نصب TMD را در کنترل ارتعاشات ناشی از باد مطالعه نمودند. در جدیدترین پژوهش‌های این حوزه، زربیه‌لی، نژاد و قلی‌زاد (۲۰۲۳) سامانه ترکیبی جدا ساز لرزه‌ای و TMD [6] و محمودآبادی و حسینی (۲۰۲۵) عملکرد TMD نسبت به میراگر جرمی اصطکاکی (FTMD) [7] را مورد مطالعه قرار دادند.

یکی از چالش‌های استفاده از ابزارهای کنترل فعال توسعه یک الگوریتم کارآمد برای محاسبه نیروی کنترل می‌باشد. ازجمله الگوریتم‌های خطی می‌توان به PID ^۱، H_∞ ^۲، LQR ^۳ و MPC ^۴ اشاره نمود. در کنار الگوریتم پرکاربردی همچون LQR ، کنترل گر بهینه‌ی پیش‌بین مبتنی بر مدل معرفی شده است که با

اضافه کردن بخش پیش‌بینی پاسخ به معادلات LQR سعی در بهبود عملکرد این الگوریتم دارد. این الگوریتم عموماً در کنترل صنایع شیمیایی، خودروسازی و هوافضا به کار برده شده و به‌ندرت در مطالعات مهندسی سازه مورد استفاده قرار گرفته است. در سال ۲۰۱۰ هولکار و غماره [8] به معرفی تکنیک‌های MPC ، رابطه MPC با LQR و عملکرد MPC در سیستم‌های غیرخطی پرداختند. کنترل پیش‌بین مدل از یک مدل خطی و یک تابع هدف درجه دوم استفاده می‌کند. در غیاب قیدهای نامساوی در سیستم، MPC معادل کنترل LQR بوده و در افق‌های پیش‌بین طولانی، عملکرد آن به طرح کنترل H_2 نزدیک می‌شود. طرح MPC هم چنین مزایایی در سرعت و کارایی محاسباتی، اجرای برخط، جبران ذاتی تأخیرهای زمانی و ارضای قیود ارائه می‌دهد [9]. بنائی و علامتیان (۲۰۱۸) یک روش کنترل فعال نوین مبتنی بر الگوریتم ژنتیک بهبودیافته ارائه نمودند که با تعیین نیروهای کنترلی بهینه در هر گام زمانی، منجر به کاهش چشمگیر دامنه نوسان‌های سازه تحت تحریک زلزله گردید. این پژوهش با در نظرگیری اثر تأخیر زمانی در فرآیند کنترل و ارائه یک تابع هدف مقید عملکرد کنترلر را در مقایسه با روش LQR بهبود بخشیده است [10]. مئی و همکاران در ۲۰۰۱ کنترل پیش‌بین مدل بلادرنگ را برای کاهش پاسخ سازه تحت بارهای ناشی از زلزله معرفی نمودند. هم‌چنین در سال ۲۰۰۲ نسخه‌ای از MPC مبتنی بر بازخورد شتاب ارائه کردند و در ۲۰۰۴ از MPC برای کنترل ارتعاشات سازه تحت تحریک باد استفاده نمودند [9, 11, 12]. مطالعه لانا و روتنا در سال ۲۰۰۸ [13] منجر به ارائه روشی شده است که حساسیت عملکرد MPC به عدم دقت مدل را به حداقل می‌رساند. در سال ۲۰۱۱ الگوریتم کنترل پیش‌بین مدل اصلاح‌شده برای کاهش تعداد سنسورها در پیاده‌سازی واقعی توسط یانگ و همکاران [14] فرمول‌بندی گردید. اثر تأخیر زمانی در الگوریتم MPC بر روی سازه مجهز به میراگر MR ^۵ در سال ۲۰۱۱ توسط کیو و لی مورد مطالعه قرار گرفته است [15]. در سال ۲۰۱۴ اولیویرا و همکاران [16] یک استراتژی کنترل پیش‌بین مدل در ارتباط با الگوریتم‌های کنترل نیمه‌فعال برای کنترل ارتعاشات سازه‌های جداسازی شده از پایه دارای میراگرهای سیال نیمه‌فعال در معرض بارهای زلزله پیشنهاد نمودند.

^۶ Magnetorheological

^۱ Proportional-Integral-Derivative

^۲ H-infinity

^۳ Linear Quadratic Gaussian

^۴ Linear Quadratic Regulator

^۵ Model Predictive Control

پنگ و همکاران در ۲۰۱۷ [17] یک نسخه سریع از کنترل پیش‌بین مدل با در نظر گرفتن اشباع محرک برای سازه‌های بزرگ مقیاس پیشنهاد دادند و کنترل پیش‌بین مدل سریع و دقیق برای سازه‌های بزرگ مقیاس در سال ۲۰۱۷ توسط چن و همکاران [18] ارائه شده است. در سال ۲۰۱۷ برای انتخاب پارامترهای بهینه الگوریتم MPC، اورکیدز و همکاران [19] از الگوریتم بهینه‌سازی NSGA-II استفاده نموده و موفق شدند زمان صرف شده برای تنظیم پارامترهای الگوریتم MPC را کاهش داده و عملکرد بهتری از این کنترل‌گر را ارائه دهند. در سال ۲۰۲۰ نسخه‌ی مقاوم الگوریتم پیش‌بین مدل (RMPC)^۲ در برج مرتفع روتویل در برابر ارتعاش ناشی از باد توسط کوتسولوکاس و همکاران مورد مطالعه قرار گرفته است [20]. در سال ۲۰۲۰ طرح کنترل‌گر پیش‌بین مدل مبتنی بر تابع لاگر (LOMPC)^۳ توسط زاراته و همکاران [21] پیشنهاد شده و روی یک سازه سه طبقه مورد آزمایش قرار گرفته است. بر همین اساس در گونا و همکاران در سال ۲۰۲۰ [22] انواع روش‌های بهینه‌سازی را در حداقل نمودن تابع هدف MPC مورد بررسی و آزمون قرار دادند. طرح کنترل پیش‌بین توسعه یافته توسط بهرامی‌راد و همکاران در سال ۲۰۲۱ [23] پیشنهاد شده که براساس مدل آماری تحریک، گام بعدی زلزله را پیش‌بینی نموده و در معادلات دخیل می‌نمایند. در سال ۲۰۲۲ کنترل ارتعاشات برج روتویل ناشی از باد، کنترل هیبریدی فعال-غیرفعال و الگوریتم MPC و LQR توسط کوتسولوکاس و همکاران [24] استفاده شده است که الگوریتم MPC در کاهش ارتعاشات دینامیکی عملکرد مطلوب‌تری داشته است. در مطالعه‌ای در سال ۲۰۲۲، برای تنظیم بهینه ماتریس‌های وزنی، افق پیش‌بین و افق کنترل از روشی موسوم به MPCT^۴ استفاده شده و نشان داده شده است که این الگوریتم هزینه‌های محاسباتی پایین‌تری در یافتن پارامترهای تنظیم MPC دارد و با اختصاص قابلیت تطبیق‌پذیری به الگوریتم آن را قادر می‌سازد تا با مسیر پاسخ مدنظر تعریف شده توسط طراح سازگار شود [25]. آوارز و همکاران در سال ۲۰۲۳

[26] میراگر جرم فعال و نسخه‌ای از الگوریتم کنترلی MPC را در یک قاب سه طبقه برشی کوچک مقیاس به کار گرفتند که نیروهای کنترل را بر مبنای فرکانس‌های طبیعی سازه محاسبه می‌کند. فنگ و همکاران در سال (۲۰۲۳) با تمرکز بر سازه‌های تن‌سیگرتی^۵ که به دلیل رفتار غیرخطی هندسی و محدودیت حرکتها کنترل ارتعاشات آنها هواره چالش‌برانگیز است، استراتژی کنترل پیش‌بین مدل سریع (FMPC)^۶ را توسعه دادند. این رویکرد با بهره‌گیری از فرم صریح روش نیومارک، نیاز به محاسبه ماتریس‌های نامی و تشکیل معادله فضای حالت را برطرف ساخته و با استفاده از الگوریتم ازدحام ماهی مصنوعی (AFSA)^۷ جایگذاری بهینه عملگرها را محقق نمودند [27]. در همین راستا، در سال (۲۰۲۴) عزیزپور و همکاران برای ارتقای کارایی کنترل در حضور عدم قطعیت‌ها و اشباع محرک‌ها، یک طرح ترکیبی شامل MPC و LQR مبتنی بر فیلتر مقاوم H_∞ را ارائه کردند. این چارچوب با فراهم ساختن امکان تخمین بهینه پاسخ‌های سازه‌ای، بر روی یک سازه فولادی ۲۰ طبقه مجهز به میراگر جرمی تنظیم شده فعال مورد ارزیابی قرار گرفت [28]. در سال ۲۰۲۴ بطحایی و زهرایی نیز با در نظر گرفتن رفتار غیرخطی سازه و اثر تأخیر زمانی، به بررسی کنترل ارتعاش یک سازه ۱۱ طبقه مجهز به میراگر MR و TMD^۸ پرداختند. در این مطالعه، دو رویکرد شامل سیستم استنتاج فازی و کنترل پیش‌بین الگوریتمی مدل (MAC)^۹ به کار گرفته شد [29]. فیلتر کالمن توسط رودولف‌ای. کالمن در سال ۱۹۶۰ [30] توسعه یافته است. فیلترهای کالمن به عنوان روشی ریاضی می‌توانند با کاهش خطای جذر میانگین مربعات، حالت‌ها را تخمین بزنند. این ابزار کاربردهای گسترده‌ای در فناوری‌های فضایی و نظامی [31]، رباتیک و برنامه‌های کاربردی کنترل مسیر [32]، تکنیک ردیابی ترکیبی [33]، پردازش داده‌های پویا [34]، ادغام داده‌های سنسورهای ناوبری [35]، انطباق پیوند رادیویی موبایل توسط

^۵ Tensegrity Structures

^۶ Fast Model Predictive Control

^۷ Artificial Fish Swarm Algorithm

^۸ Tuned Mass Damper

^۹ Model Algorithmic Control

^۱ Nondominated Sorting Genetic Algorithm II

^۲ Robust Model Predictive Control

^۳ Laguerre Functions and MPC

^۴ Model Predictive Control Tuning

پیش‌بینی وضعیت کانال رادیویی [36]، شبکه‌های عصبی مصنوعی [37] و طراحی کنترل‌کننده‌های ترکیبی مختلف [38] دارد.

همان‌طور که پیش‌تر اشاره شد، تاکنون مطالعات متعددی در زمینه‌ی بهبود عملکرد الگوریتم MPC انجام شده است؛ با این حال، پژوهش‌ها منحصر به بهبود دقت پیش‌بینی پاسخ‌ها و یا کاهش نیروی کنترلی اختصاص یافتند ولیکن تحقق همزمان هر دو هدف مورد مطالعه قرار نگرفته است. از طرفی حجم بالای محاسبات کنترل توسعه روشی بهینه از نقطه‌نظر پیچیدگی محاسباتی را ضروری می‌نماید. در راستای تحقق اهداف اولیه، ترکیب الگوریتم فیلتر کالمن خطی با کنترل پیش‌بین مدل (MPC-KF)^۱ می‌تواند رویکردی مؤثر در بهبود عملکرد پیش‌بینی سیستم باشد. با این حال، ترکیب فیلتر کالمن با کنترل پیش‌بین دارای چالش‌هایی از جمله پیچیدگی معادلات (به دلیل ساختار پیچیده‌ی هر دو الگوریتم) و افزایش حجم محاسبات است که به حافظه‌ی ذخیره‌سازی زیادی نیاز دارد. برای غلبه بر این محدودیت‌ها و دستیابی به هدف تسریع محاسبات، استفاده از فیلتر کالمن حالت ماندگار در ترکیب با الگوریتم کنترل پیش‌بین مدل (MPC-SSKF)^۲ پیشنهاد می‌شود. مزیت اصلی SSKF^۳ نسبت به فیلتر کالمن معمولی (KF)^۴، در نحوه‌ی محاسبه‌ی بهره‌ی فیلتر است. در الگوریتم SSKF، با فرض خطی و مستقل از زمان بودن سیستم (LTI)^۵، بهره‌ی فیلتر در طول زمان ثابت در نظر گرفته می‌شود. این ویژگی موجب کاهش حجم محاسبات، ساده‌سازی فرآیند حل و کاهش نیاز به حافظه‌ی ذخیره‌سازی می‌گردد. بنابراین، در کاربردهای واقعی که سرعت محاسبات و استفاده بهینه از حافظه اهمیت بالایی دارد، استفاده از ترکیب MPC-SSKF به مراتب کاراتر از روش MPC-KF خواهد بود. از این رو، بررسی تأثیر این دو الگوریتم در فرآیند محاسبات الگوریتم CMPC^۶ اهمیت ویژه‌ای دارد. مطالعه‌ی حاضر با هدف کنترل ارتعاشات سازه‌های مجهز به

میراگر تاندون فعال (AT)^۷ با استفاده از الگوریتم CMPC در ترکیب با دو فیلتر KF و SSKF انجام می‌گیرد. در این پژوهش، میزان تأثیر فیلترهای KF و SSKF بر بهبود گام‌های پیش‌بینی، کاهش نیروی کنترلی و همچنین برطرف‌سازی پیچیدگی محاسبات و کاهش نیاز به حافظه ذخیره‌سازی در الگوریتم MPC-SSKF نسبت به MPC-KF مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. برای انجام تحلیل عددی، یک قاب برشی یازده طبقه مجهز به میراگر AT در تمامی طبقات تحت تحریک زلزله‌های حوزه دور و نزدیک مورد بررسی قرار می‌گیرد. با تنظیم ماتریس‌های وزنی، افق‌های کنترل و پیش‌بینی، و اعمال قیود مربوط به نیروی کنترلی، عملکرد الگوریتم‌های موردنظر از نظر دقت پیش‌بینی، کارایی کنترل، زمان اجرا و میزان حافظه مصرفی مقایسه و تحلیل خواهد شد.

معادلات حرکت سازه

معادله دینامیکی ارتعاش یک قاب برشی n طبقه مجهز به مکانیزم کنترلی فعال تحت تحریک زلزله مطابق رابطه (۱) می‌باشد [14].

$$M\ddot{X}(t) + C\dot{X}(t) + KX(t) = B_1 u(t) + E_1 w(t) \quad (1)$$

در این رابطه، M ، C و K ماتریس‌های $(n \times n)$ جرم، میرایی و سختی سازه هستند. X ، $\dot{X}$ و $\ddot{X}$ به ترتیب بردارهای $(n \times 1)$ جابجایی، سرعت و شتاب، B_1 ماتریس $(n \times n)$ موقعیت عملکرد کنترلی در سازه، u بردار $(n \times 1)$ نیروی کنترلی، E_1 بردار $(n \times 1)$ اثر نیروی خارجی و w شتاب زمین است. n تعداد درجات آزادی سازه بوده و رابطه (۱) در شکل فضایی حالت (SS)^۸ به صورت رابطه (۲) نوشته می‌شود [14]:

$$\begin{cases} \dot{z}(t) = A_{SS} z(t) + B_{SS} u(t) + E_{SS} w(t) \\ y(t) = C_{SS} z(t) \end{cases} \quad (2)$$

A_{SS} ، B_{SS} ، E_{SS} و C_{SS} به ترتیب ماتریس‌های سیستم، ورودی نیروی کنترلی، نیروی زلزله و خروجی طبق روابط (۳) الی (۶) بوده و z بردار حالت است که از رابطه (۷) به دست می‌آید [14]:

$$A_{SS} = \begin{bmatrix} 0 & I \\ -M^{-1}K & -M^{-1}C \end{bmatrix}_{(2n \times 2n)} \quad (3)$$

^۷ Active Tendon

^۸ State-Space

^۱ Model Predictive Control-Kalman Filter

^۲ Model Predictive Control-SteadyState Kalman Filter

^۳ SteadyState Kalman Filter

^۴ Kalman Filter

^۵ Linear Time Invariant

^۶ Conventional Model Predictive Control

می شود که به این قاعده، اصل افق کاهنده^۱ می گویند. روند توسعه معادلات CMPC در ادامه ارائه شده است [39].

$$z(k+1) = A_d z(k) + B_d u(k) \quad (۸)$$

$$y(k) = C_d z(k) \quad (۹)$$

در فرآیند گسسته سازی معادلات فضای حالت [40]،

$$A_{d(2n \times 2n)} = (I + A_{SS} T_s / 2)(I - A_{SS} T_s / 2)^{-1} \quad (۱۰)$$

$$B_{d(2n \times n)} = (I - A_{SS} T_s / 2)^{-1} B_{SS} \sqrt{T_s} \quad (۱۱)$$

$$C_{d(3n \times 2n)} = \sqrt{T_s} C_{SS} (I - A_{SS} T_s / 2)^{-1} \quad (۱۲)$$

A_d ، B_d و C_d به ترتیب ماتریس های سیستم، ورودی نیروی کنترل و خروجی می باشند. $z(k)$ ، $z(k+1)$ ، $u(k)$ و $y(k)$ به ترتیب بردارهای حالت مربوط به گام های k و $k+1$ ، نیروی کنترل و خروجی هستند. T_s گام زمانی نمونه برداری بوده و اندیس d حضور ماتریس ها را در فضای گسسته بیان می کند [39].

$$\begin{cases} z(k+1) = Az(k) + Bu(k) \\ y(k) = Cz(k) \end{cases} \quad (۱۳)$$

$$A = \begin{bmatrix} A_d & 0^T \\ C_d A_d & I \end{bmatrix}_{((3n+2n) \times (3n+2n))} \quad (۱۴)$$

$$B = \begin{bmatrix} B_d \\ C_d B_d \end{bmatrix}_{((3n+2n) \times n)} \quad (۱۵)$$

$$C = [0 \quad I]_{(3n \times (3n+2n))} \quad (۱۶)$$

A ، B و C در رابطه (۱۳) ماتریس های افزوده^۲ هستند و باعث می گردند که خطای حالت ماندگار سیستم به صفر میل کند. متغیرهای حالت گام بعدی (آینده) در الگوریتم CMPC مطابق با مجموعه پارامترهای کنترل به صورت متوالی براساس رابطه (۱۷) محاسبه می شوند. لازم به ذکر است که تمامی متغیرهای پیش بینی شده با در نظر گرفتن اطلاعات فعلی متغیر حالت $z(k_i)$ و نیروی کنترلی آینده $\Delta u(k_i + j)$ فرمول بندی می شوند که $j = 0, 1, \dots, N_c - 1$ [39].

$$B_{SS} = \begin{bmatrix} 0 & M^{-1} B_1 \end{bmatrix}_{(2n \times n)}^T \quad (۴)$$

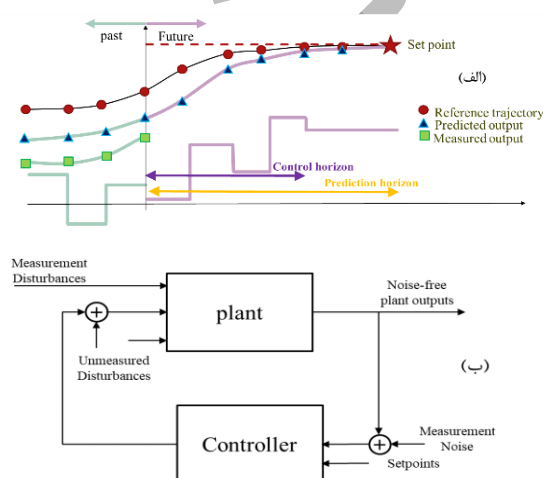
$$E_{SS} = \begin{bmatrix} 0 & M^{-1} E_1 \end{bmatrix}_{(2n \times n)}^T \quad (۵)$$

$$C_{SS} = [0 \quad I]_{(3n \times 2n)} \quad (۶)$$

$$z = \begin{bmatrix} x & \dot{x} \end{bmatrix}_{(1 \times 2n)}^T \quad (۷)$$

الگوریتم کنترل پیش بین مدل

نمودار بلوکی سیستم کنترل مبتنی بر مدل و شمای کلی طرح CMPC در شکل (۱) ارائه شده است.



شکل ۱: (الف) شمای کلی طرح CMPC و (ب) نمودار بلوکی سیستم کنترل مبتنی بر مدل [39].

اگر حالت های سیستم از گام صفر تا k بر مبنای مشاهدات و اندازه گیری ها و تلاش کنترلی از گام صفر تا $(k-1)$ بر مبنای محاسبات در دسترس باشند، هدف، محاسبه ی تلاش های کنترلی از گام زمانی k تا $k+p$ است به طوری که خروجی سیستم در بازه-ی $[k, k+p] \Delta t$ تا حد ممکن به خروجی مرجع نزدیک باشد. برای این کار باید خروجی در گام زمانی k تا $k+p$ با توجه به مشخص بودن مدل دینامیکی سیستم پیش بینی شده و در محاسبات نیروی کنترل به کار گرفته شود. پارامتر p افق پیش بین است و در واقع طول بازه پیش بینی را نشان می دهد. در نتیجه ی عملیات پیش بینی، تلاش های کنترلی در طول افق کنترل محاسبه گردیده ولی اولین تلاش کنترلی محاسبه شده به سیستم اعمال

^۱ Receding Horizon

^۲ Augmented Matrix

$$J = (R_s - FZ(k_i))^T \bar{Q} (R_s - FZ(k_i)) - 2\Delta u^T \Phi^T \bar{Q} (R_s - FZ(k_i)) \Phi + \Delta u^T (\Phi^T \bar{Q} \Phi + \bar{R}) \Delta u \quad (24)$$

$$\frac{\partial J}{\partial \Delta u} = -2\Phi^T \bar{Q} (R_s - FZ(k_i)) + 2(\Phi^T \bar{Q} \Phi + \bar{R}) \Delta u \quad (25)$$

$$\frac{\partial J}{\partial \Delta u} = 0 \quad (26)$$

$$\Delta U = (\Phi^T \bar{Q} \Phi + \bar{R})^{-1} \Phi^T \bar{Q} (R_s - FZ(k_i)) \quad (27)$$

قید نیروی کنترل

در کنترل پیش‌بین نامقید محدوده تغییرات کلیه متغیرهای سیستم نامحدود است. در دنیای واقعی این امر به هیچ عنوان صحیح نیست و بسیاری از متغیرهای موجود در سیستم تحت کنترل دارای محدودیت‌های فیزیکی و طراحی مشخصی هستند که لزوماً باید مدنظر قرار گیرند. در کنترل پیش‌بین مدل سه نوع اصلی از قیدهایی وجود دارند که دو نوع اول به قیدهایی مربوط است که بر متغیرهای کنترل $u(k)$ تحمیل می‌شوند و نوع سوم به قیدهای خروجی $y(k)$ یا متغیر حالت $x(k)$ مرتبط می‌گردد. به دلیل اینکه در واقعیت عملگرهای مورد استفاده در سازه نیروی کنترلی محدودی را می‌توانند به سازه اعمال کنند در این مطالعه قید بر روی نیروی کنترلی عملگر اعمال شده است [39].

$$u^{\min} \leq u(k) \leq u^{\max} \quad (28)$$

$u(k)$ نیروی کنترلی، $u^{\min}$ و $u^{\max}$ به ترتیب کران بالا و پایین u هستند. با تفکیک قید موردنظر به دو نامساوی [39]:

$$u(k) \leq u^{\max} \quad (29)$$

$$-u(k) \leq -u^{\min}$$

تابع هدف کنترل برحسب Δu بهینه شده و قید بر روی u اعمال خواهد شد؛ لذا رابطه (۳۰) در محاسبات وارد می‌گردد [39].

$$\begin{bmatrix} u(k_i) \\ u(k_i+1) \\ u(k_i+2) \\ \vdots \\ u(k_i+N_c-1) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & \cdots & 0 \\ 1 & 1 & 1 & \cdots & 0 \\ 1 & 1 & 1 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ 1 & 1 & \cdots & 1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta u(k_i) \\ \Delta u(k_i+1) \\ \Delta u(k_i+2) \\ \vdots \\ \Delta u(k_i+N_c-1) \end{bmatrix} \quad (30)$$

$$+ [I \ I \ I \ \cdots \ I]^T u(k_i-1)$$

برای حل مسئله کنترل پیش‌بین مقید باید از بهینه‌سازی استفاده گردد که در ادامه شرح داده خواهد شد.

$$y(k_i+1|k_i) = CAz(k_i) + CBu(k_i)$$

$$y(k_i+2|k_i) = CAz(k_i+1|k_i) + CB\Delta u(k_i)$$

$$= CA^2 z(k_i) + CAB\Delta u(k_i) + CB\Delta u(k_i+1|k_i)$$

⋮

$$y(k_i+N_p|k_i) = CA^{N_p} z(k_i) + CA^{N_p-1} B\Delta u(k_i)$$

$$+ CA^{N_p-2} B\Delta u(k_i+1) + CA^{N_p-N_c} B\Delta u(k_i+N_c-1)$$

(۱۷)

روابط فوق می‌توانند در حالت فشرده ماتریسی ادغام گردند.

نحوه تشکیل ماتریس‌ها در روابط (۱۸ تا ۲۲) ارائه شده است [39]:

$$Y = FZ + \phi \Delta U \quad (18)$$

$$Y = \begin{bmatrix} (k_i+1|k_i) & (k_i+2|k_i) & \cdots & (k_i+N_p|k_i) \end{bmatrix}^T \quad (19)$$

$$\Delta U = [\Delta u(k_i) \ \Delta u(k_i+1) \ \cdots \ \Delta u(k_i+N_c-1)]^T \quad (20)$$

$$F = [CA \ CA^2 \ CA^3 \ \cdots \ CA^{N_p}]^T \quad (21)$$

$$\Phi = \begin{bmatrix} CB & 0 & 0 & \cdots & 0 \\ CA & CB & 0 & \cdots & 0 \\ CA^2 B & CAB & C_d B_d & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ CA^{N_p-1} B & CA^{N_p-2} B & CA^{N_p-3} B & \cdots & CA^{N_p-N_c} B \end{bmatrix} \quad (22)$$

سپس تابع هزینه درجه دو رابطه (۲۳) تشکیل می‌گردد [39].

$$J = (R_s - Y)^T \bar{Q} (R_s - Y) + \Delta u^T \bar{R} \Delta u \quad (23)$$

پارامتر R_s مسیر مرجعی است که انتظار می‌رود پاسخ سیستم تحت کنترل تعقیب نماید که در فرآیند کنترل سازه به دلیل این که هدف مطلوب دستیابی به پاسخ صفر می‌باشد پارامتر مسیر مرجع مقدار صفر به خود می‌گیرد. $\bar{Q}$ ماتریس وزنی حالت و $\bar{R}$ ماتریس وزنی نیروی کنترل بوده و سنگینی کفه‌ی بهینه‌سازی به نفع حالت‌ها و یا نیروی کنترل را تعیین می‌نمایند. با جایگذاری عبارات معادل، تابع هزینه به فرم رابطه (۲۴) درمی‌آید و در نهایت این تابع برای به‌دست‌آوردن نیروی کنترلی کمینه می‌شود. برای به‌دست آوردن کمینه J ابتدا اولین مشتق آن نسبت به Δu محاسبه شده و برابر صفر قرار می‌گیرد و در نهایت از حل معادله‌ی جبری ریکاتی، نیروی کنترلی طبق رابطه‌ی (۲۷) به‌دست می‌آید [39].

پیش‌بینی شناخته شده است. در این مطالعه از ویژگی‌های پیش-بینی فیلتر کالمن در بهبود الگوریتم CMPC استفاده شده است. فیلتر کالمن با توسعه میانگین و کوواریانس حالت در طول زمان عمل می‌کند و شامل مراحل زیر است:

- تهیه مدل ریاضی سیستم که هدف تخمین حالت‌های آن است.
- تشکیل معادلات جهت توصیف روند تغییر میانگین و کوواریانس حالت‌ها با زمان که خود، یک سیستم دینامیکی را تشکیل می‌دهند.
- پیاده‌سازی سیستم دینامیکی توسعه میانگین و کوواریانس حالت. این معادلات مبنای استخراج فیلتر کالمن را تشکیل می‌دهند؛ زیرا میانگین حالت، تخمین فیلتر کالمن از حالت سیستم و کواریانس حالت، تخمین فیلتر کالمن از کواریانس حالت سیستم است.

- به‌روزرسانی میانگین کوواریانس و حالت پس از هر بار اندازه‌گیری. در ادامه فیلتر کالمن خطی زمان گسسته در قالب یک

الگوریتم ارائه خواهد می‌شود. در روابط (۲۸ الی ۳۳)، P_k^- ، H_k ، G_{k-1} و P_k^+ ، R_k ، K_k ، Q_{k-1} ، F_{k-1} خروجی سیستم، کوواریانس حالت پیش‌بینی شده، حالت سیستم، کوواریانس نویز فرآیند، بهره فیلتر کالمن، کوواریانس نویز اندازه‌گیری، کوواریانس حالت به‌روزرسانی شده و ورودی سیستم، هم‌چنین $\hat{x}_k$ ، $\hat{x}_k^-$ ، $\hat{x}_{k-1}^+$ و u_{k-1} به‌ترتیب بردار حالت، بردار نویز، بردار حالت پیش‌بینی شده، بردار حالت به‌روزرسانی شده و نیروی کنترلی می‌باشد. I ماتریس همانی است. ماتریس‌های H_k ، F_{k-1} و G_{k-1} برای سیستم سازه‌ای ساختمانی LTI ثابت بوده و با زمان تغییر نمی‌کنند، هم‌چنین ماتریس‌های وزنی Q_{k-1} و R_k نیز ثابت در نظر گرفته شده‌اند [41].

$$y_k = H_k x_k + v_k \quad (35)$$

$$P_k^- = F_{k-1} P_{k-1}^+ F_{k-1}^T + Q_{k-1} \quad (36)$$

$$K_k = P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + R_k)^{-1} \quad (37)$$

$$= P_k^+ H_k^T R_k^{-1}$$

$$\hat{x}_k^- = F_{k-1} \hat{x}_{k-1}^+ + G_{k-1} u_{k-1} = a \text{ priori state estimate} \quad (38)$$

بهینه‌سازی مقید با روش Hildreth

الگوریتم Hildreth یک روش ساده و تکراری برای حل مسائل برنامه‌ریزی درجه دوم با قیدهای نامساوی است. این الگوریتم به‌صورت جزء به جزء عمل می‌کند و نیازی به معکوس‌سازی ماتریس ندارد. در هر تکرار، بردار λ (ضریب‌های لاگرانژ) به‌روزرسانی می‌شود. هر جزء λ_i به‌گونه‌ای تنظیم می‌شود که تابع هدف کمینه شود. اگر این تنظیم منجر به مقدار منفی برای λ_i شود، آن‌گاه λ_i صفر در نظر گرفته می‌شود. این فرآیند برای تمامی اجزای λ تکرار می‌شود تا زمانی که بردار λ به مقدار بهینه همگرا شود. اگر یک چرخه کامل را از بردارهای λ^m تا λ^{m+1} فرض کنیم، این روش را می‌توان به‌وضوح به‌صورت رابطه (۳۱) و (۳۲) بیان کرد [39]:

$$\lambda^{m+1} = \max(0, w_i^{m+1}) \quad (31)$$

$$w_i^{m+1} = -\frac{1}{h_{ii}} \left[k_i + \sum_{j=1}^{i-1} h_{ij} \lambda_j^{m+1} + \sum_{j=i+1}^n h_{ij} \lambda_j^m \right] \quad (32)$$

در روابط (۳۱) و (۳۲)، h_{ij} -امین عنصر در ماتریس حساسیت $H = ME^{-1}M^T$ و k_i -امین عنصر در بردار $K = \gamma + ME^{-1}F$ می‌باشد. M ماتریس ضرایب قیود مساله و E و F ماتریس‌ها وزنی هستند ($J = 0.5x^T E x + F^T x$). در رابطه (۳۲) دو مجموعه از مقادیر λ وجود دارد: λ^m و به‌روزرسانی شده آن یعنی λ^{m+1} . در نهایت λ^* همگرا شده، شامل مقادیر صفر یا مثبت ضرایب لاگرانژ است [39]:

$$x = -E^{-1} (F + M^T \lambda^*) \quad (33)$$

$$\lambda_{act}^* = - (M_{act} E^{-1} M_{act}^T)^{-1} (\gamma_{act} + M_{act} E^{-1} F) \quad (34)$$

در رابطه (۳۴) M_{act} و γ_{act} به ترتیب ماتریس ضرایب قیود و بردار حاوی مقادیر مثبت λ^* مربوط به قیدهای فعال هستند.

فیلتر کالمن خطی

فیلتر کالمن در اشکال مختلف آن به‌وضوح به‌عنوان یک ابزار اصلی برای تجزیه و تحلیل و حل کلاس وسیعی از مسائل تخمین و

$$P_{\infty} = F P_{\infty} F^T \quad (46)$$

رابطه (46)، معادله جبری ریکاتی است که با حل آن، می‌توان بهره فیلتر کالمن حالت ماندگار با بعد $(s \times r)$ را از رابطه (47) به دست آورد. S تعداد متغیر حالت و r خروجی سیستم می‌باشد [41].

$$K_{\infty} = (P_{\infty} H^T + M) (H P_{\infty} H^T + H M_k + M^T H^T + R)^{-1} \quad (47)$$

در نهایت تخمین پیشین و پسین از روابط (48) و (49) انجام می‌پذیرد [41].

$$\hat{x}_k^- = F \hat{x}_{k-1}^+ + G u_{k-1} = a \text{ priori state estimate} \quad (48)$$

$$\hat{x}_k^+ = \hat{x}_k^- + K_{\infty} (y_k - H \hat{x}_k^-) = a \text{ posteriori state estimate} \quad (49)$$

فیلتر کالمن حالت ماندگار گام به‌روزرسانی کوواریانس‌ها را ندارد و این امر منجر به عدم نیاز به ذخیره‌سازی ماتریس‌های P ، کاهش حافظه ذخیره‌سازی و افزایش سرعت اجرا خواهد شد.

در این پژوهش به‌منظور افزایش دقت پیش‌بینی پاسخ سازه و کاهش اثر نویز و عدم قطعیت‌ها در الگوریتم کنترل پیش‌بین مدل (CMPC)، از فیلتر کالمن (KF) و فیلتر کالمن حالت ماندگار (SSKF) استفاده شده است. مزیت اصلی KF در مقایسه با سایر روش‌های تخمین، توانایی ارائه‌ی تخمین بهینه با حداقل واریانس خطا، سادگی محاسبات و سازگاری آسان با ساختار CMPC است. از آنجا که عملکرد CMPC به دقت مدل پیش‌بینی‌کننده و برآورد حالت‌ها وابسته است، وجود نویز در اندازه‌گیری‌ها می‌تواند دقت کنترل را کاهش دهد. فیلتر کالمن با ارائه‌ی تخمین بهینه و هموار از حالت‌های سیستم، داده‌های تصحیح‌شده‌ای برای پیش‌بینی در CMPC فراهم می‌کند. برای کاهش پیچیدگی محاسباتی و افزایش سرعت اجرا، در حالت سیستم‌های خطی و نامتغیر با زمان (LTI)، از فیلتر کالمن حالت ماندگار استفاده شده که در آن بهره‌ی فیلتر ثابت است. بدین ترتیب، ترکیب MPC-SSKF موجب بهبود دقت پیش‌بینی، کاهش اثر نویز و صرفه‌جویی محاسباتی می‌شود.

سازه مورد مطالعه

$$\hat{x}_k^+ = \hat{x}_k^- + K_k (y_k - H_k \hat{x}_k^-) = a \text{ posteriori state estimate} \quad (39)$$

$$P_k^+ = (I - K_k H_k) P_k^- (I - K_k H_k)^T + K_k R_k K_k^T \quad (40)$$

$$= \left[(P_k^-)^{-1} + H_k^T R_k^{-1} H_k \right]^{-1} = (I - K_k H_k) P_k^-$$

فیلتر کالمن حالت ماندگار

در هنگام پیاده‌سازی فیلتر کالمن در عمل، ریاضیات ساده و کاهش میزان حافظه‌ی مورد نیاز از اهمیت بسزایی برخوردار است. یکی از روش‌های تحقق این امر استفاده از فیلتر کالمن حالت ماندگار می‌باشد که در ازای یک کاهش مختصر در عملکرد تخمین‌گر، معادلات فیلتر کالمن بسیار ساده‌تر شده و در نتیجه حافظه‌ی مورد نیاز بسیار کمتر خواهد بود. یکی از شروط اساسی استفاده از فیلتر کالمن، LTI بودن سیستم (عدم تغییر مشخصات سیستم با گذشت زمان) و دیگری ایستا بودن نویزها (ثابت بودن ماتریس‌های Q و R) می‌باشد. با در نظر گرفتن ماتریس کوواریانس پیش‌بینی، نویز اندازه‌گیری و بهره کالمن داریم [41]:

$$P_k^+ = P_k^- - K_k (H P_k^- + M) \quad (41)$$

$$K_k = (P_k^- H^T + M) (H P_k^- H^T + H M_k + M^T H^T + R)^{-1} \quad (42)$$

$$P_{k+1}^- = F P_k^- F^T - F K_k H P_k^- F^T - F K_k M^T F^T + Q \quad (43)$$

با جایگذاری روابط (41) و (42) در رابطه (43) و ساده‌سازی آن رابطه (44) به دست می‌آید [41]:

$$P_{k+1}^- = F P_k^- F^T - \quad (44)$$

$$F (P_k^- H^T + M) (H P_k^- H^T + H M_k + M^T H^T + R)^{-1} (H P_k^- + M^T) F^T + Q$$

با در دست داشتن P_k^- ، کوواریانس گام‌های بعدی P_{k+1}^- قابل دستیابی خواهد بود. به دلیل LTI بودن سیستم اندیس k در پارامترهای F و H حذف شده‌اند. در حالت ماندگار تغییری در ماتریس‌های کوواریانس در نظر گرفته نمی‌شوند، بنابراین [41]:

$$P_{\infty} = \lim_{k \rightarrow \infty} P_{k+1}^- = \lim_{k \rightarrow \infty} P_k^- \quad (45)$$

با توجه به رابطه (45) خواهیم داشت [41]:

لوما پریتا ^۲	کوجالی ^۱	زلزله
$[r\Delta, 1\cdot]$	$[r\Delta, 1\cdot]$	$[N_p, N_c]$
$10^{-6} \times I_{(N_c \times n) \times (N_c \times n)}$		$\bar{R}$
$diag[Q_d \quad Q_v \quad \dots]_{(N_p \times q) \times (N_p \times q)}$		$\bar{Q}$
$Q_d = 1 \times I_{n \times n}, Q_v = 0.1 \times I_{n \times n}$		

شاخص‌های ارزیابی عملکرد کنترل‌گر جهت بررسی عملکرد کنترل‌گر پیشنهادی (MPC-SSKF) محاسبه و گزارش می‌شوند. در جدول (۴)، J_1, J_2, J_3 و J_4 به ترتیب نسبت ماکزیمم دریافت، شتاب، سرعت، جابجایی و نیروی کنترلی محاسبه شده توسط کنترل‌گرهای مورد مطالعه به مقادیر کنترل‌نشده بوده و J_5 نسبت ماکزیمم نیروی کنترل به وزن سازه است. J_6, J_7, J_8 و J_9 نسبت جذر میانگین مربعات دریافت، شتاب، سرعت، جابجایی و نیروی کنترلی محاسبه شده توسط کنترل‌گرها به مقادیر مشابه از سازه کنترل‌نشده و J_{10} نسبت RMS نیروی کنترل به وزن سازه می‌باشد. زیرنویس‌های C و UC به ترتیب مربوط به حالت کنترل‌شده و کنترل‌نشده هستند. f نماد طبقات سازه و δ دریافت سازه بوده و رابطه (۵۰) نحوه محاسبه جذر میانگین مربعات (σ) را ارائه می‌نماید:

$$RMS_{\sigma} = \sqrt{(\sigma_1^2 + \sigma_2^2 + \dots + \sigma_{tf}^2) / tf} \quad (50)$$

جدول ۴: شاخص‌های ارزیابی عملکرد کنترل‌گرهای مورد استفاده

مشخصات قاب برشی یازده طبقه [42] مورد مطالعه در جدول (۱) ارائه شده است. همه طبقات سازه به میراگرهای AT مجهز شده‌اند.

جدول ۱: مشخصات جرم و سختی سازه مورد بررسی

طبقه	جرم (ton)	سختی ($\times 10^5 kN / m$)
۱	۲۱۵	۴/۸۶
۲	۲۰۱	۴/۷۶
۳	۲۰۱	۴/۶۸
۴	۲۰۰	۴/۵
۵-۷	۲۰۱	۴/۵
۸-۱۰	۲۰۳	۴/۳۷
۱۱	۱۷۶	۳/۱۲

ماتریس میرایی سازه با فرض میرایی رایلی و براساس فرکانس‌های طبیعی دو مود اول آن و فرض نسبت میرایی ۵ درصد برای دو مود اول محاسبه می‌گردد. از میان مشخصات میراگر تاندون فعال، ظرفیت اعمال نیروی آن در این مطالعه تاثیرگذار است. این پارامتر در مواجهه با شرایط اشباع میراگر اهمیت می‌یابد. در این پژوهش از میراگرهای تاندون فعال با ظرفیت ۶۰۰ kN استفاده شده است. فرضیات مورد استفاده در انجام تحلیل‌ها در نرم‌افزار متلب در جدول (۲) ارائه شده است.

جدول ۲: فرضیات مورد استفاده در انجام تحلیل‌ها در نرم‌افزار متلب

روش حل معادلات	نوع تحلیل	رفتار سازه	رفتار کنترل‌گر	روش دینامیکی
Lsim	تاریخچه زمانی	خطی	خطی	گسسته سازی
دستور				Tustin

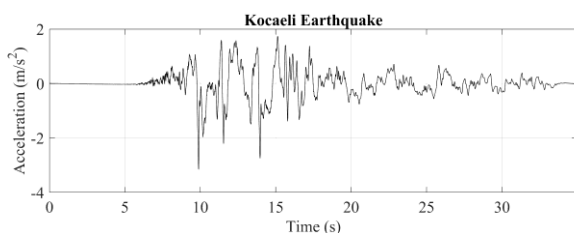
تنظیم ماتریس وزنی و ارزیابی عملکرد کنترل‌گر

ماتریس‌های وزنی کنترل‌گر CMPC و مقادیر افق‌ها برای سازه یازده طبقه در جدول (۳) ارائه شده که Q_d ماتریس وزنی حالت‌های جابجایی، Q_v ماتریس وزنی حالت‌های سرعت، N_p طول افق پیش‌بین، N_c طول افق کنترل، q خروجی سیستم، C تعداد محرک کنترلی و I ماتریس همانی می‌باشد. این ماتریس‌ها براساس آزمون و خطا تعیین شده و جهت بررسی عملکرد کنترل‌گر پیشنهادی در طول مطالعه ثابت نگه داشته می‌شوند.

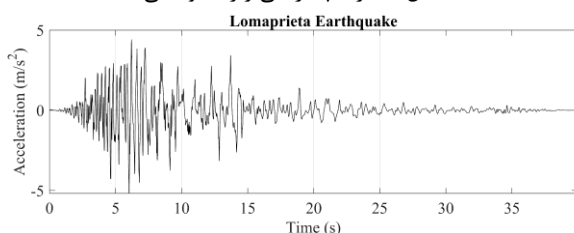
جدول ۳: مقادیر افق‌ها و ماتریس‌های وزنی در طراحی کنترل‌گرها

^۱ Kocaeli

^۲ Loma Prieta



شکل ۲: تاریخچه زمانی زلزله کوجالی



شکل ۳: تاریخچه زمانی زلزله لوما پریتا

مقایسه پیچیدگی محاسباتی

هدف از تحلیل پیچیدگی الگوریتم‌ها، عمدتاً تخمین زمان اجرا یا حافظه‌ی مصرفی الگوریتم می‌باشد. زمان اجرای الگوریتم یکی از معیار مهمی است که بیان می‌کند زمان اجرا و اتمام الگوریتم به ازای یک ورودی مشخص چقدر است. پیاده‌سازی الگوریتم‌ها و اجرای آن در کامپیوتر برای اندازه‌گیری زمان اجرا، کار دشوار و پیچیده‌ای است و پارامترهایی نه چندان مهم نظیر سرعت پردازنده کامپیوتر، زبان برنامه‌نویسی و نحوه پیاده‌سازی الگوریتم در آن تاثیر دارند. بنابراین باید از روشی استفاده گردد که مستقل از موارد یاد شده باشد. این روش لزوماً دقیق نیست اما شهود خوبی نسبت به زمان اجرا ارائه نموده و مقایسه الگوریتم‌های مختلف با یکدیگر را میسر می‌نماید. روش رایج در تحلیل پیچیدگی الگوریتم‌ها تحلیل مجانبی (asymptotic) می‌باشد. در این روش، زمان اجرا برحسب اندازه ورودی (n) محاسبه می‌شود و عوامل ثابت نادیده گرفته می‌شوند. منظور از اندازه ورودی میزان فضای لازم برای ذخیره‌سازی ورودی است. نمادهای مجانبی، نمادهای ریاضی هستند که برای توصیف زمان اجرای یک الگوریتم هنگامی که ورودی به سمت یک مقدار خاص یا یک مقدار محدود میل می‌کند، استفاده می‌شوند؛ به‌عنوان مثال در مرتب‌سازی حبابی، زمانی که

$$\begin{aligned}
 J_{1,f} &= \frac{\max_{t,f} |\delta_c(t,f)|}{\max_{t,f} |\delta_{uc}(t,f)|} & J_{2,f} &= \frac{\max_{t,f} |\ddot{x}_c(t,f)|}{\max_{t,f} |\ddot{x}_{uc}(t,f)|} \\
 J_{3,f} &= \frac{\max_{t,f} |\dot{x}_c(t,f)|}{\max_{t,f} |\dot{x}_{uc}(t,f)|} & J_{4,f} &= \frac{\max_{t,f} |x_c(t,f)|}{\max_{t,f} |x_{uc}(t,f)|} \\
 J_{5,f} &= \frac{\max_{t,f} |u(t,f)|}{W_f} & J_{6,f} &= \frac{RMS_{t,f} |\delta_c(t,f)|}{RMS_{t,f} |\delta_{uc}(t,f)|} \\
 J_{7,f} &= \frac{RMS_{t,f} |\ddot{x}_c(t,f)|}{RMS_{t,f} |\ddot{x}_{uc}(t,f)|} & J_{8,f} &= \frac{RMS_{t,f} |\dot{x}_c(t,f)|}{RMS_{t,f} |\dot{x}_{uc}(t,f)|} \\
 J_{9,f} &= \frac{RMS_{t,f} |x_c(t,f)|}{RMS_{t,f} |x_{uc}(t,f)|} & J_{10,f} &= \frac{RMS_{t,f} |u(t,f)|}{W_f}
 \end{aligned}$$

معرفی تحریک زلزله

در این مطالعه ارتعاشات سازه مورد مطالعه تحت تحریک زلزله دور از گسل لوما پریتا (1989, PEER Database; RSN=752) و زلزله نزدیک گسل کوجالی (1999, PEER Database; RSN=1176)، با مشخصات مندرج در جدول (۵)، کنترل می‌گردد. شکل (۲) و (۳) به‌ترتیب تاریخچه زمانی تحریکات زلزله را نمایش می‌دهد.

جدول ۵: مشخصات زلزله‌های مورد استفاده برای استخراج از سایت PEER

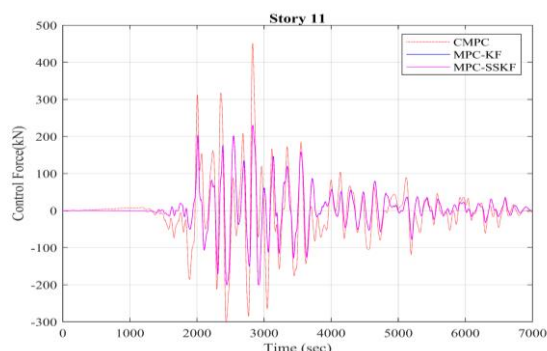
RSN	Event Name	Station Name	Year	Magnitude	PGA (g)	Δt
۱۱۷۶	کوجالی	یاریمجا ^۱	۱۹۹۹	۷/۵۱	۰/۳۲	۰/۰۰۵
۷۵۲	لوما پریتا	کاپیتولا ^۲	۱۹۸۹	۶/۹۳	۰/۵۱	۰/۰۰۵

RSN شناسه‌ی رکورد، Event Name نام زمین‌لرزه، Station

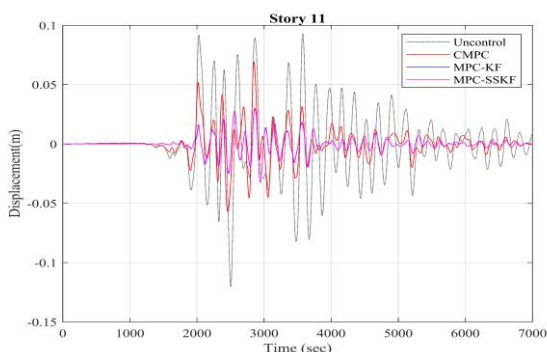
Name نام ایستگاه ثبت داده، Magnitude بزرگی و PGA شتاب حداکثر زلزله را نشان می‌دهند.

^۱ Yarimca

^۲ Capitola



الف



ب

شکل ۴: تاریخچه زمانی الف) نیروی کنترل ب) پاسخ تغییر مکان طبقه فوقانی سازه یازده طبقه تحت تحریک زلزله کوجالی.

مطابق شکل‌های (۴) و (۵) با اعمال نیروی کنترل محاسبه شده توسط هر سه کنترل‌گر، مقادیر جابجایی طبقه فوقانی سازه یازده طبقه تحت تحریک زلزله‌های کوجالی و لوما پریتا در حالت کنترل شده نسبت به حالت کنترل نشده کاهش قابل ملاحظه‌ای یافته است؛ به طوری که ماکزیمم تغییر مکان در حالت کنترل شده توسط MPC-KF و MPC-SSKF بیش از ۵۰ درصد نسبت به شرایط کنترل نشده‌ی سازه کاهش یافته است که این امر حاکی از بهبود پیش‌بینی‌ها توسط کنترل‌گرهای MPC-KF و MPC-SSKF نسبت به الگوریتم CMPC می‌باشد. همچنین مقایسه بین الگوریتم‌های MPC-KF و MPC-SSKF در کاهش پاسخ‌ها نشان‌دهنده این است که به دلیل اختلاف کمتر، دو کنترل‌گر تقریباً عملکرد یکسانی را دارا می‌باشند.

آرایه ورودی از پیش مرتب شده است، زمان صرف شده توسط الگوریتم خطی است، یعنی بهترین حالت؛ اما زمانی که آرایه ورودی در شرایط معکوس قرار دارد، الگوریتم حداکثر زمان را برای مرتب‌سازی عناصر یعنی بدترین حالت صرف می‌کند. وقتی آرایه ورودی مرتب نشده و نه ترتیب معکوس دارد به زمان متوسط نیاز است. این مدت زمان‌ها با سه نماد مجانبی رایج نشان داده می‌شوند: نماد امگا (Ω) مرز پایینی زمان اجرای یک الگوریتم است؛

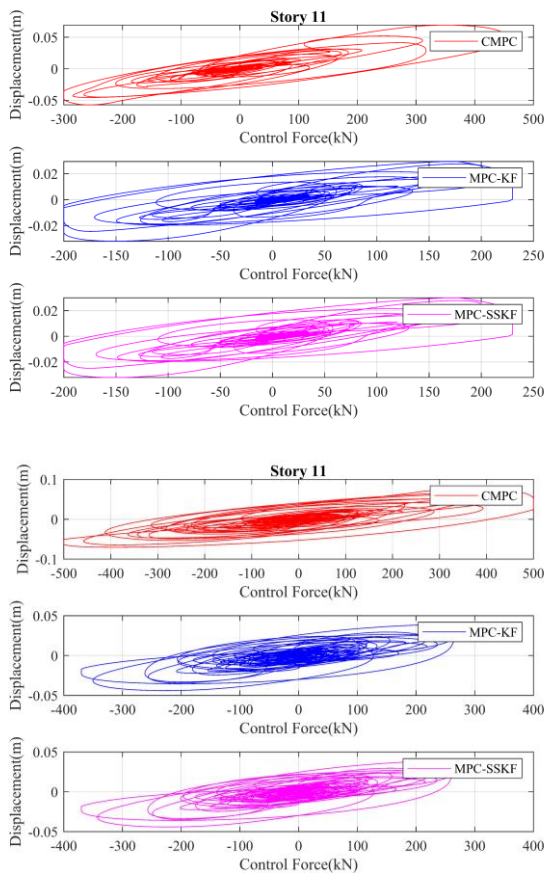
بنابراین، بهترین حالت پیچیدگی یک الگوریتم را مشخص می‌کند.

نماد تتا (Θ) تابع را از بالا و پایین محصور می‌کند. از آنجایی که این نماد کران بالایی و پایینی زمان اجرای یک الگوریتم را نشان می‌دهد، برای تجزیه و تحلیل پیچیدگی میانگین حالت یک الگوریتم استفاده می‌شود.

نماد Big-O یا O حد بالایی زمان اجرای یک الگوریتم، یعنی بدترین حالت اجرای الگوریتم را نشان می‌دهد و برای مقایسه پیچیدگی محاسباتی معیاری منطقی به نظر می‌رسد. از آنجایی که نماد Big-O بدترین زمان اجرای یک الگوریتم را ارائه می‌دهد، به طور گسترده‌ای برای تجزیه و تحلیل یک الگوریتم استفاده می‌شود، زیرا ما همیشه بدترین حالت اجرای الگوریتم اهمیت می‌یابد. اطلاعات تکمیلی در مورد پیچیدگی زمانی الگوریتم‌ها در رفرنس‌های [43, 44] قابل دسترسی می‌باشد.

بحث و بررسی

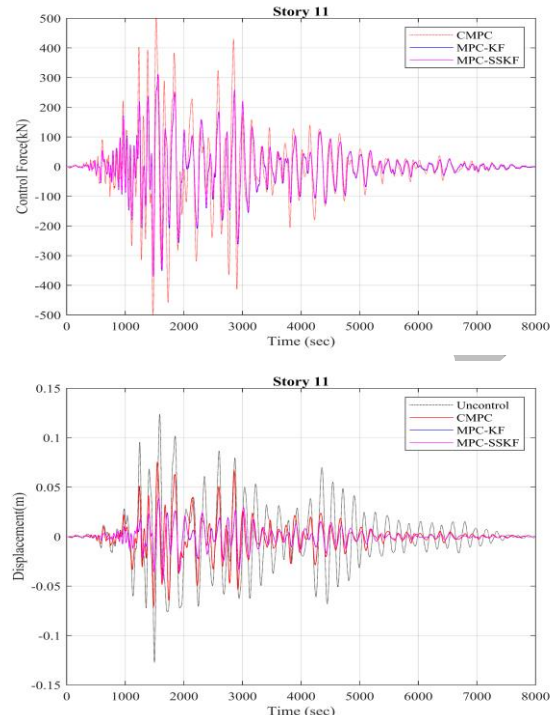
این پژوهش با هدف بررسی کارایی کنترل‌گر پیشنهادی با کنترل ارتعاشات قاب برشی یازده طبقه تحت تحریک زلزله‌های کوجالی و لوما پریتا انجام شده است. ماتریس‌های وزنی و مقادیر افق کنترل و افق پیش‌بین براساس سعی و خطا تنظیم گردیده و در طول بررسی کارایی کنترل‌گر ثابت نگه داشته شده‌اند. برنامه‌نویسی در محیط متلب انجام شده و از میان نتایج تحلیل، نمودار تاریخچه زمانی تغییر مکان و نیروی کنترل برای طبقات فوقانی سازه‌ها و پیچیدگی محاسباتی (زمان اجرای الگوریتم و میزان حافظه مصرفی) بخش پیش‌بینی MPC-KF و MPC-SSKF گزارش شده‌اند.



شکل ۶: نمودار نیرو-تغییرمکان طبقه فوقانی سازه یازده طبقه تحت تحریک زلزله (الف) کوجالی (ب) لوما پریتا

نتایج اعمال کنترل‌گرهای CMPC، MPC-KF و MPC-SSKF بر سازه مورد مطالعه عملکرد مناسب آن‌ها را در کاهش ارتعاشات ناشی از تحریکات زلزله تایید می‌نماید. در ادامه با هدف مطالعه‌ی تأثیر فیلترهای کالمن بر روند بهبود پیش‌بینی الگوریتم CMPC، مقایسه بین هر سه کنترل‌گر به صورت عددی انجام شده و نتایج گزارش شده است. بر همین اساس سازه مورد مطالعه تحت تحریک زلزله‌های مذکور قرار گرفته و مقادیر ماکزیمم پاسخ تغییرمکان، سرعت، شتاب و نیروی کنترلی طبقه فوقانی آن‌ها در حالت کنترل‌نشده و کنترل‌شده با الگوریتم‌های CMPC، MPC-KF و MPC-SSKF در جدول (۶) ارائه گردیده است.

مطابق نتایج جدول (۶) مشاهده می‌شود که ماکزیمم تغییرمکان محاسبه شده توسط الگوریتم‌های CMPC، MPC-KF



شکل ۵: تاریخچه زمانی (الف) نیروی کنترل (ب) پاسخ تغییرمکان طبقه فوقانی سازه یازده طبقه تحت تحریک زلزله لوما پریتا.

لازم به ذکر است الگوریتم‌های MPC-KF و MPC-SSKF با N_p و N_c برابر با کنترل‌گر CMPC، توانسته‌اند پاسخ‌ها را بیش‌تر از CMPC کاهش دهند، در نتیجه الگوریتم‌های MPC-KF و MPC-SSKF با افق‌های کمتری نسبت به CMPC پاسخ‌ها را کاهش می‌دهند. نمودارهای چرخه‌ای نیرو-تغییرمکان طبقه‌ی یازدهم سازه در شکل (۶) ارائه شده‌اند. مطابق نتایج، منحنی‌های حاصل از کنترل‌گرهای MPC-KF و MPC-SSKF نسبت به CMPC دارای سطح محصور کوچک‌تر و شکل منظم‌تری هستند که بیانگر کاهش مؤثر نیروی کنترلی و بهبود پایداری سیستم است. همچنین، فشردگی حلقه‌های هیستریزیس در دو روش پیشنهادی نشان‌دهنده‌ی افزایش میرایی مؤثر و کنترل بهتر پاسخ تغییرمکان در مقایسه با روش پایه می‌باشد.

و MPC-SSKF نسبت به حالت کنترل نشده تحت تحریک زلزله کوجالی به ترتیب ۲۵، ۶۸ و ۶۷ درصد و مقادیر شتاب به ترتیب ۶۱، ۷۳ و ۷۲ درصد کاهش یافته‌اند. این مقادیر برای زلزله لوما پریتا به ترتیب ۳۸، ۶۸، ۶۸ و ۷۰، ۷۱، ۵۶ درصد کاهش یافته است. همچنین کاهش نیروی کنترلی توسط کنترل گرهای MPC-KF و MPC-SSKF نسبت به کنترل گر CMPC به ترتیب ۴۸ و ۴۸ درصد برای زلزله کوجالی و ۳۸ و ۳۸ درصد برای زلزله لوما پریتا می‌باشد.

جدول ۶: ماکزیمم پاسخ‌ها و نیروی کنترلی طبقه فوقانی سازه یازده طبقه.

روش کنترل	پارامتر محاسبه شده	زلزله ورودی	
		کوجالی	لوما پریتا
کنترل نشده	تغییر مکان (m)	۰/۰۹۲۷	۰/۱۲۳۴
	سرعت (m/s)	۰/۶۳۴۰	۰/۹۱۸۴
	شتاب (m/s^2)	۵/۸۱۱۴	۱۱/۷۷۹۵
	نیروی کنترلی (kN)	۴۵۰	۵۰۰
CMPC	تغییر مکان (m)	۰/۰۶۹۱	۰/۰۷۵۳
	سرعت (m/s)	۰/۵۱۶۲	۰/۷۵۳۵
	شتاب (m/s^2)	۲/۲۵۴۳	۵/۰۹۴۰
	نیروی کنترلی (kN)	۲۳۰	۳۱۰
MPC-KF	تغییر مکان (m)	۰/۰۲۹۴	۰/۰۳۸۹
	سرعت (m/s)	۰/۳۵۲۹	۰/۴۵۲۱
	شتاب (m/s^2)	۱/۵۴۹۲	۳/۴۱۲۴
	نیروی کنترلی (kN)	۲۳۰	۳۱۰
MPC-SSKF	تغییر مکان (m)	۰/۰۳۰۰	۰/۰۳۹۱
	سرعت (m/s)	۰/۳۴۷۵	۰/۴۴۹۵
	شتاب (m/s^2)	۱/۵۷۹۵	۳/۴۲۹۲
	نیروی کنترلی (kN)	۲۳۰	۳۱۰

بر اساس نتایج شبیه‌سازی، بیش‌ترین کاهش پاسخ جابه‌جایی سازه توسط الگوریتم CMPC در زلزله لوما پریتا با ۳۸ درصد و بیش‌ترین کاهش پاسخ شتاب سازه در زلزله کوجالی با ۶۴ درصد اتفاق افتاده است که همین درصدها برای الگوریتم‌های MPC-KF و MPC-SSKF به ترتیب (۶۸ و ۶۸) و (۷۳ و ۷۲) درصد می‌باشد که حاکی از بهبود گام پیش‌بینی الگوریتم‌های مذکور می‌باشد که این بهبود پیش‌بینی به ترتیب با ۴۸ و ۳۸ درصد نیروی کنترلی کمتری در زلزله‌های کوجالی و لوما پریتا همراه بوده است.

جهت بررسی تاثیر ویژگی‌های الگوریتم MPC-SSKF در انتخاب پارامترهای الگوریتم کنترل پیش‌بین مدل، تعداد گام‌های

افق پیش‌بین با ثابت نگه داشتن مقدار افق کنترل در کنترل گر CMPC تا حدی افزایش یافته است که مقادیر ماکزیمم تغییر مکان سازه برای دو کنترل گر برابر گردد. نتایج این بررسی در جدول (۷) گزارش شده است. مطابق این نتایج، برتری الگوریتم MPC-SSKF در کاهش ماکزیمم پاسخ‌های سازه و نیروی کنترل نسبت به CMPC مشاهده می‌گردد. الگوریتم CMPC برای دستیابی به پاسخ تغییر مکان یکسان با MPC-SSKF، به ترتیب به ۱۰۵ و ۸۰ گام پیش‌بینی بیشتر تحت تحریک زلزله‌های کوجالی و لوما پریتا نیاز دارد که این امر با ۵۷ درصد نیروی بیشتر میسر می‌شود.

جدول ۷: مقایسه تعداد گام‌های افق پیش‌بین و نیروی کنترل

الگوریتم	ماکزیمم پارامتر	زلزله کوجالی	زلزله لوما پریتا
CMPC	تغییر مکان (m)	۰/۰۲۹۹	۰/۰۳۹۵
	نیروی کنترلی (kN)	۵۳۸/۳۸۵۵	۷۲۲/۳۱۳۰
	$[N_p, N_c]$	[۱۴۰, ۱۰]	[۱۱۵, ۱۰]
	تغییر مکان (m)	۰/۰۳۰۰	۰/۰۳۹۱
MPC-SSKF	نیروی کنترلی (kN)	۲۳۰	۳۱۰
	$[N_p, N_c]$	[۲۵, ۱۰]	[۲۵, ۱۰]
	تغییر مکان (m)	۰/۰۳۰۰	۰/۰۳۹۱
	سرعت (m/s)	۰/۳۴۷۵	۰/۴۴۹۵

مطابق نتایج جدول (۶) به دلیل نزدیک بودن مقادیر پیش‌بینی شده توسط دو الگوریتم (MPC-KF و MPC-SSKF) می‌توان گفت دو الگوریتم عملکرد تقریباً یکسانی از نظر بهبود پیش‌بینی، کنترل پاسخ و کاهش نیروی کنترل دارند. لذا در انتهای این بخش از نظر پیچیدگی محاسباتی و زمانی با یکدیگر مقایسه خواهند شد.

هر چه شاخص‌های ارزیابی عملکرد کنترل گر از عدد یک فاصله بگیرند کاهش پاسخ به نحو مطلوب‌تری اتفاق افتاده است که مطابق شکل‌های (۷) و (۸) همه شاخص‌ها برای هر سه کنترل گر از ۱ کمتر بوده و نشان‌دهنده عملکرد بهتر نسبت به حالت کنترل نشده می‌باشد. همچنین نمودارهای میله‌ای نیز برتری الگوریتم MPC-SSKF را نسبت به CMPC تایید می‌نماید.

مقایسه دو الگوریتم نشان می‌دهد که فیلتر کالمن حالت ماندگار از نظر زمان اجرا سریع‌تر از فیلتر کالمن خطی می‌باشد. از نظر میزان استفاده از حافظه به نظر می‌رسد که هر دو الگوریتم یکسان می‌باشند، زیرا محاسبات انجام شده برای گام اول هر دو الگوریتم محاسبه شده است که در آن حافظه استفاده شده برابر می‌باشد، اما باید توجه داشت که فیلتر کالمن حالت پایدار از به‌روزرسانی‌های مکرر کوواریانس و بهره جلوگیری می‌کند و در عمل از نظر حافظه کارآمدتر می‌شود.

جدول ۸: مقادیر پیچیدگی حافظه و پیچیدگی زمانی برای فیلتر کالمن خطی و فیلتر کالمن حالت ماندگار

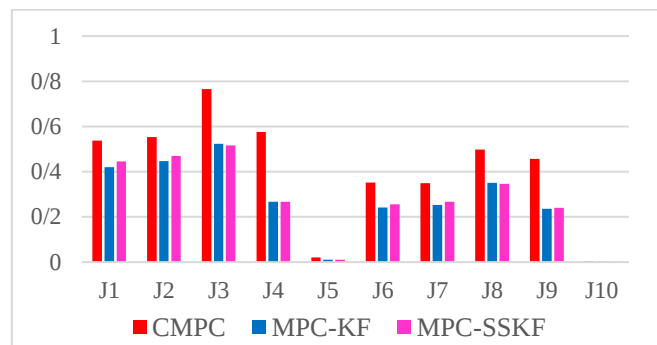
الگوریتم	پیچیدگی زمانی	پیچیدگی حافظه
KF	$O(n^3 + m^3 + m^2n + mn^2)$	$O(n^2 + m^2 + mn)$
SSKF	$O(n^2 + mn)$	$O(n^2 + m^2 + mn)$

نتیجه‌گیری

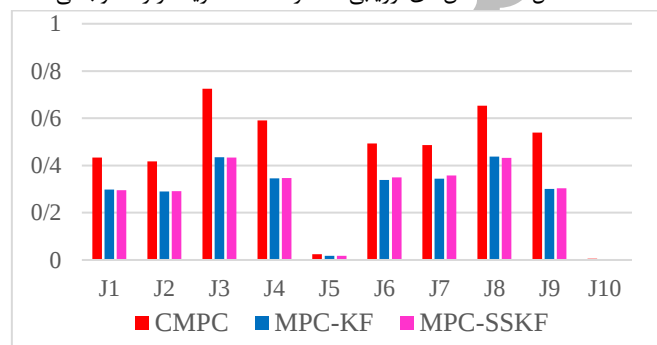
در این مطالعه بهبود گام‌های پیش‌بینی و کاهش نیروی کنترلی در الگوریتم CMPC با استفاده از فیلتر کالمن خطی و فیلتر کالمن حالت ماندگار با مدل‌سازی قاب برشی یازده طبقه که در همه طبقات مجهز به میراگر تاندون فعال بودند، تحت تحریک دو زلزله دور و نزدیک گسل مورد ارزیابی قرار گرفت. در این راستا ابتدا ماتریس‌های وزنی حالت و نیروی کنترلی و مقادیر افق پیش‌بین و افق کنترل با آزمون و خطا تنظیم شده و تاثیر فیلتر کالمن و فیلتر کالمن حالت ماندگار در بهبود پیش‌بینی الگوریتم CMPC همراه با کاهش پیچیدگی محاسباتی و حافظه مورد نیاز تحلیل و بررسی شد. نتایج حاصل از این بررسی به‌طور خلاصه در ادامه ارائه شده است.

■ هر سه الگوریتم در کاهش پاسخ سازه‌ای نسبت به حالت کنترل نشده عملکرد موفقی داشته‌اند. در این بین کنترل‌گرهای MPC-KF و MPC-SSKF به دلیل بهبود گام پیش‌بینی به-ترتیب در کاهش پاسخ‌های جابه‌جایی (۴۳٪ و ۴۲٪) و شتاب (۱۲٪ و ۱۱٪) نسبت به کنترل‌گر CMPC تحت تحریک زلزله کوجالی عملکرد مطلوب‌تری داشته‌اند.

■ نیروی کنترلی محاسبه‌شده توسط الگوریتم‌های MPC-KF و MPC-SSKF نسبت به الگوریتم CMPC کاهش یافته که در این بین MPC-SSKF با ۵۷٪ نیروی کنترلی کمتر نسبت به



شکل ۷: شاخص‌های ارزیابی عملکرد تحت تحریک زلزله کوجالی.



شکل ۸: شاخص‌های ارزیابی عملکرد تحت تحریک زلزله لوما پریتا.

همان‌طور که پیشتر اشاره شد، روش پیچیدگی محاسباتی لزوماً دقیق نیست اما شهود خوبی نسبت به زمان اجرا و میزان حافظه مصرفی ارائه می‌دهد. در این مطالعه نیز از این روش برای مقایسه فیلتر کالمن خطی و فیلتر کالمن حالت ماندگار از لحاظ زمان اجرا و میزان حافظه مصرفی استفاده شده است. پیچیدگی محاسباتی فیلتر کالمن خطی و فیلتر کالمن حالت ماندگار با انجام عملیات ماتریسی در مراحل پیش‌بینی و به‌روزرسانی تعیین می‌شود. در جدول (۸) پیچیدگی زمانی و حافظه برای فرمول‌بندی دو الگوریتم ارائه شده است. در روابط مورد استفاده جهت تحلیل پیچیدگی محاسباتی فیلتر کالمن و نسخه حالت ماندگار آن، نماد n نشان‌دهنده تعداد متغیرهای حالت سیستم است که ابعاد بردار حالت را مشخص می‌کند، و نماد m بیانگر تعداد متغیرهای اندازه‌گیری یا خروجی سیستم است که ابعاد بردار اندازه‌گیری را تعیین می‌کند. همچنین، نماد $O(\cdot)$ نشان‌دهنده مرتبه‌ی رشد در نظریه‌ی پیچیدگی محاسباتی است و بیان می‌کند که هزینه‌ی زمانی یا حافظه‌ای الگوریتم با افزایش اندازه ورودی چگونه افزایش می‌یابد. به بیان دیگر، $O(\cdot)$ چارچوبی ریاضی برای مقایسه کارایی الگوریتم‌ها از نظر مصرف زمان و حافظه فراهم می‌آورد.

Steady-State Kalman Filter (SSKF)	فیلتر کالمن حالت ماندگار	CMPC در کاهش پاسخ سازه عملکرد مطلوب‌تری داشته. برتری این امر در کاربردهای عملی که اشباع عملکرد اهمیت می‌یابد می‌تواند مؤثر واقع شود.
Computational Complexity	پیچیدگی محاسباتی	
Active Tendon Damper (AT)	میراگر تاندون فعال	■ در الگوریتم CMPC بالا بودن افق پیش‌بینی (N_p) نیز نیاز به فضای ذخیره‌سازی را افزایش می‌دهد که در الگوریتم MPC-SSKF به دلیل بهبود پیش‌بینی، با ۱۰۵ گام پیش‌بینی و محاسبات کمتر می‌توان پاسخ‌ها را نسبت به CMPC کاهش داد که این امر موجب صرفه‌جویی در فضای ذخیره‌سازی می‌شود.
Newmark Method	روش نیومارک	■ الگوریتم MPC-KF دارای پیچیدگی‌هایی در معادلات و حجم محاسبات بالا بوده که فضای ذخیره‌سازی بیشتری را می‌طلبد. اما در این بین الگوریتم MPC-SSKF با توجه به نتایج این مشکل را کاهش داده است و در کاربردهای عملی که نیاز به فضای ذخیره‌سازی کم‌تر می‌باشد، می‌تواند مفید واقع شود.
State-Space Equation	معادله فضای حالت	■ با توجه به نتایج، الگوریتم MPC-SSKF نسبت به الگوریتم MPC-KF با سرعت بیشتری می‌تواند نیروی کنترلی موردنیاز را محاسبه نموده و نقش برجسته‌تری در کاربردهای عملی ایفا نماید. نتایج این مطالعه نقش موثرتر الگوریتم MPC-SSKF نسبت به CMPC را در کاربردهای عملی برجسته نمود. در الگوریتم (CMPC)، درحالتی که محدودیتی روی متغیرهای حالت و نیروی کنترلی نباشد، می‌توان با حل تحلیلی به پاسخ بهینه دست یافت. با این حال، هنگامی که قیود عملی بر جابجایی یا نیروی کنترلی اعمال می‌شود، روش تحلیلی دیگر کارایی ندارد و نیاز به روش‌های عددی و الگوریتم‌های بهینه‌سازی پیشرفته احساس می‌شود.
Root Mean Square Error (RMSE)	خطای جذر میانگین مربعات	از این‌رو، پیشنهاد می‌شود برای بهبود عملکرد و دستیابی به تابع هزینه مقید بهینه، از الگوریتم‌های بهینه‌سازی فراابتکاری مانند الگوریتم ژنتیک، بهینه‌سازی ازدحام ذرات، تکامل تفاضلی و ...، جهت تنظیم بهینه پارامترهای کنترلی استفاده گردد. به‌کارگیری این روش‌ها می‌تواند مسیر پژوهش‌های آینده را در جهت توسعه‌ی رویکردهای هوشمندتر و کارا تر در کنترل بهینه سازه‌ها هموار سازد.
Augmented Matrices	ماتریس‌های افزوده	
Algebraic Riccati Equation (ARE)	معادله جبری ریکاتی	
Reference Trajectory	مسیر مرجعی	
Kalman Gain (K)	بهره فیلتر کالمن	
Rayleigh Damping	میرایی رایلی	
Loma Prieta Earthquake	زلزله لوما پریتا	
Kocaeli Earthquake	زلزله کوچالی	

واژه‌نامه

Model Predictive Control (MPC)	کنترل پیش‌بین مدل
Prediction Horizon (N_p)	افق پیش‌بین
Control Horizon (N_c)	افق کنترل

- [1] A. Yanik and U. Aldemir, "A simple structural control model for earthquake excited structures," *Engineering Structures*, vol. 182, pp. 79–88, 2019.
- [2] E. Nazarimofrad and S. M. Zahrai, "Seismic control of irregular multistory buildings using active tendons considering soil–structure interaction effect," *Soil Dynamics and Earthquake Engineering*, vol. 89, pp. 100–115, 2016.
- [3] M. S. Mohebbi, Hosein and S. Moradpour, "Reducing the Seismic Response of Nonlinear Hysteretic Structures Using Optimal Multiple Tuned Mass Dampers," *Journal of Ferdowsi Civil Engineering*, vol. 26, no. 2, pp. 1–20 [In Persian], 2015. [Online]. Available: https://civil-ferdowsi.um.ac.ir/article_28305_a0f3e884c532a434a103924a3d48f5e8.pdf.
- [4] S. Pourzeynali, N. fallah, and M. Akbari A., "Experimental Analysis of the TMD Control of Building Vibrations against Earthquake Excitations," *Ferdowsi Civil Engineering*, vol. 25, no. 2, pp. 147–158 [In Persian] 2014, doi: 10.22067/civil.v25i2.40655.
- [5] N. Khodaie and H. Teymouri, "Investigation of the effect of the mass and installation height of TMD system on the wind-induced vibration control of tall buildings," *Ferdowsi Civil Engineering*, vol. 35, no. 4, pp. 53–72 [In Persian] 2023. [Online]. Available: https://civil-ferdowsi.um.ac.ir/article_43105_1b09aa23b4cc470449f793a8b442aaca.pdf.
- [6] M. Zarbilinezhad and A. Gholizad, "Assessment of the effect of the tuned mass damper on the seismic performance of isolated steel structures by using endurance time analysis," *Ferdowsi Civil Engineering*, vol. 36, no. 2, pp. 41–60 [In Persian] 2023. [Online]. Available: https://civil-ferdowsi.um.ac.ir/article_43920_c01173c774d2d9805a607c01f9bd3b4d.pdf.
- [7] m. mahmoudabadi and H. Hasani, "Comparative study of the use of TMD and FTMD in shear structures to reduce the amplitude of lateral vibrations," *Ferdowsi Civil Engineering*, pp. –, 2025, doi: [In Persian]
- [8] K. S. Holkar and L. M. Waghmare, "An overview of model predictive control," *International Journal of control and automation*, vol. 3, no. 4, pp. 47–63, 2010.
- [9] G. Mei, A. Kareem, and J. C. Kantor, "Model predictive control of structures under earthquakes using acceleration feedback," *Journal of engineering Mechanics*, vol. 128, no. 5, pp. 574–585, 2002.
- [10] A. Banaei and j. alamatian, "Minimizing Multivariate Objective Function Using Improved Genetic Algorithm in Active Control of Oscillation of Structures," *Ferdowsi Civil Engineering*, vol. 31, no. 4, pp. 21–40 [In Persian] 2018. [Online]. Available: https://civil-ferdowsi.um.ac.ir/article_31881_aa3d8d563d2a07456c0d7434b5e8638f.pdf.
- [11] G. Mei, A. Kareem, and J. C. Kantor, "Real- time model predictive control of structures under earthquakes," *Earthquake engineering & structural dynamics*, vol. 30, no. 7, pp. 995–1019, 2001.
- [12] G. Mei, A. Kareem, and J. C. Kantor, "Model predictive control of wind-excited building: Benchmark study," *Journal of engineering mechanics*, vol. 130, no. 4, pp. 459–465, 2004.
- [13] C. Lana and M. Rotea, "Desensitized model predictive control applied to a structural benchmark problem," *IFAC Proceedings Volumes*, vol. 41, no. 2, pp. 13188–13193, 2008.
- [14] C. S. W. Yang, L. L. Chung, L. Y. Wu, and N. H. Chung, "Modified predictive control of structures with direct output feedback," *Structural Control and Health Monitoring*, vol. 18, no. 8, pp. 922–940, 2011.
- [15] L.-H. Xu and Z.-X. Li, "Model predictive control strategies for protection of structures during earthquakes," *Structural engineering and mechanics: An international journal*, vol. 40, no. 2, pp. 233–243, 2011.
- [16] F. Oliveira, P. Morais, and A. Suleman, "Predictive control for earthquake response mitigation of buildings using semiactive fluid dampers," *Shock and Vibration*, vol. 2014, no. 1, p. 670683, 2014.

- [17] H. Peng, F. Li, S. Zhang, and B. Chen, "A novel fast model predictive control with actuator saturation for large-scale structures," *Computers & Structures*, vol. 187, pp. 35–49, 2017.
- [18] Y. Chen, S. Zhang, H. Peng, B. Chen, and H. Zhang, "A novel fast model predictive control for large-scale structures," *Journal of Vibration and Control*, vol. 23, no. 13, pp. 2190–2205, 2017.
- [19] R. Gutiérrez-Urquidez, G. Valencia-Palomo, O. Rodríguez-Elías, F. López-Estrada, and J. Orrante-Sakanassi, "On the Selection of Tuning Parameters in Predictive Controllers Based on NSGA-II," in *Numerical and Evolutionary Optimization*: Springer, 2017, pp. 138–157.
- [20] L. Koutsoloukas, N. Nikitas, P. Aristidou, and C. Meinhardt, "Control law and actuator capacity effect on the dynamic performance of a hybrid mass damper; the case of rottweil tower," in *International Conference on Structural Dynamic*, 2020.
- [21] J. Enríquez- Zárata, G. Valencia- Palomo, F. R. López- Estrada, G. Silva- Navarro, and J. A. Hoyo- Montaña, "Efficient predictive vibration control of a building- like structure," *Asian Journal of Control*, vol. 22, no. 4, pp. 1411–1421, 2020.
- [22] J. Drgoňa *et al.*, "All you need to know about model predictive control for buildings," *Annual Reviews in Control*, vol. 50, pp. 190–232, 2020.
- [23] A. B. Rad, M. Nouri, J. Katebi, and S. A. M. Ghasemi, "A developed model predictive control scheme for vibration attenuation of building structures," *Smart Structures and Systems*, pp. 691–703, 2022.
- [24] L. Koutsoloukas, N. Nikitas, and P. Aristidou, "Robust structural control of a real high- rise tower equipped with a hybrid mass damper," *The Structural Design of Tall and Special Buildings*, vol. 31, no. 12, p. e1941, 2022.
- [25] S. A. Giraldo, P. A. Melo, and A. R. Secchi, "Tuning of model predictive controllers based on hybrid optimization," *Processes*, vol. 10, no. 2, p. 351, 2022.
- [26] P. Aguilar-Álvarez, G. Valencia-Palomo, J. Enríquez-Zárata, J. Morales-Valdez, and O. Hernández-González, "Vibration Control Using a Positive Position Feedback-based Predictive Controller Applied to a One-Bay Three-Story Scaled Shear Frame," *Journal of Vibration Engineering & Technologies*, vol. 11, no. 3, 2023.
- [27] X. Feng, Y. Fan, H. Peng, Y. Chen, and Y. Zheng, "Optimal active vibration control of tensegrity structures using fast model predictive control strategy," *Structural Control and Health Monitoring*, vol. 2023, no. 1, p. 2076738, 2023.
- [28] M. Azizpour, R. Raoufi, and E. Kazeminezhad, "Investigation of the Robust H-Infinity Filter's Effectiveness on the Model Predictive Control and Linear Quadratic Regulator for Active Seismic Control of High-Rise Buildings," *Iranian Journal of Science and Technology, Transactions of Civil Engineering*, vol. 48, no. 2, pp. 923–941, 2024.
- [29] A. Bathaei and S. M. Zahrai, "Vibration control of an eleven-story structure with MR and TMD dampers using MAC predictive control, considering nonlinear behavior and time delay in the control system," in *Structures*, 2024, vol. 60: Elsevier, p. 105853.
- [30] R. E. Kalman, "A new approach to linear filtering and prediction problems," 1960.
- [31] B. O. Teixeira, M. A. Santillo, R. S. Erwin, and D. S. Bernstein, "Spacecraft tracking using sampled-data Kalman filters," *IEEE Control Systems Magazine*, vol. 28, no. 4, pp. 78–94, 2008.
- [32] Q. Haixia, T. M. Banhazi, Z. Zhigang, T. Low, and I. J. Brookshaw, "Preliminary laboratory test on navigation accuracy of an autonomous robot for measuring air quality in livestock buildings," *International Journal of Agricultural and Biological Engineering*, vol. 9, no. 2, pp. 29–39, 2016.
- [33] E. Artemciukas, L. Sakalauskas, and E. Zulkas, "Kalman filter for hybrid tracking technique in augmented reality," *Elektronika ir elektrotechnika*, vol. 22, no. 6, pp. 73–79, 2016.
- [34] A. Kluga and J. Kluga, "Dynamic data processing with kaiman filter," *Elektronika ir Elektrotechnika*, vol. 111, no. 5, pp. 33–36, 2011.
- [35] V. Bistrovs and A. Kluga, "The analysis of the UKF-based navigation algorithm during GPS outage," *Elektronika ir Elektrotechnika*, vol. 19, no. 10, pp. 13–16, 2013.

- [36] P. Ziacik and V. Wieser, "Mobile radio link adaptation by radio channel state prediction," *Elektronika ir Elektrotechnika*, vol. 114, no. 8, pp. 27–30, 2011.
- [37] C. Castaneda, A. Loukianov, E. Sanchez, and B. Castillo-Toledo, "Real-time torque control using discrete-time recurrent high-order neural networks," *Neural Computing and Applications*, vol. 22, no. 6, pp. 1223–1232, 2013.
- [38] C. E. Castaneda, A. G. Loukianov, E. N. Sanchez, and B. Castillo-Toledo, "Discrete-time neural sliding-mode block control for a DC motor with controlled flux," *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, vol. 59, no. 2, pp. 1194–1207, 2011.
- [39] L. Wang, *Model predictive control system design and implementation using MATLAB®*. Springer, 2009.
- [40] G. F. Franklin, J. D. Powell, and M. L. Workman, *Digital control of dynamic systems*. Addison-wesley Menlo Park, 1998.
- [41] D. Simon, *Optimal state estimation: Kalman, H infinity, and nonlinear approaches*. John Wiley & Sons, 2006.
- [42] S. Pourzeynali, H. H. Lavasani, and A. Modarayi, "Active control of high rise building structures using fuzzy logic and genetic algorithms," *Engineering Structures*, vol. 29, no. 3, pp. 346–357, 2007.
- [43] U. Kiao and A. Chatterjee, *Time Complexity Analysis*. Independently Published, 2021.
- [44] C. A. Shaffer, "Data structures and algorithm analysis," ed: Dover Publications, 2022.