



ارائه چهارچوب هم‌افزایی برای طراحی بهینه اندازه اجزا و سیاست مدیریت باتری در یک خودرو دو دورگه

امیرحسین وفا^۱، علی باغانی^{۲*}، محمد پارسا شهابی نیا^۳، میثم صالحی^۴، محمد مومنی^۵

amirvafa231@gmail.com

a_baghani@ip-co.com

parsa.shahabiniya@semnan.ac.ir

me_salehi@ip-co.com

m_momeni@ip-co.com

^۱ کارشناس اداره طراحی دسته‌سیم و پشتیبانی آزمون‌ها، شرکت تحقیق، طراحی و تولید موتور ایران خودرو، تهران، ایران

^{۲*} کارشناس اداره آلاینده‌ی و EOB، شرکت تحقیق، طراحی و تولید موتور ایران خودرو، تهران، ایران

^۳ دانشجوی کارشناسی، دانشکده مهندسی مکانیک، دانشگاه سمنان، سمنان، ایران

^۴ رئیس اداره آلاینده‌ی و EOB، شرکت تحقیق، طراحی و تولید موتور ایران خودرو، تهران، ایران

^۵ رئیس اداره کل نگاشت سامانه مدیریت موتور، شرکت تحقیق، طراحی و تولید موتور ایران خودرو، تهران، ایران

چکیده

اندازه اجزا نقش مهمی در عملکرد فنی و کارایی اقتصادی در طراحی خودروهای هیبریدی ایفا می‌کند. از سوی دیگر، یک استراتژی توزیع انرژی موثر می‌تواند عملکرد پایداری و کارآمدتری فراهم کند. بنابراین، ضروری است که در طراحی اندازه اجزای به الزامات توزیع توان دینامیکی پرداخته شود. این مطالعه یک چارچوب بهینه‌سازی هم‌افزایی برای تعیین اندازه‌های بهینه اجزا و مدیریت توزیع توان در خودروهای هیبریدی سری-موازی ارائه می‌دهد. برای دستیابی به عملکرد مقرون به صرفه، از یک رویکرد بهینه‌سازی سلسله مراتبی دو سطحی استفاده می‌شود. در سطح بالاتر، الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات، مشخصه‌های کلیدی بهینه در خصوص اندازه باتری را شناسایی می‌کند. در همین حال، در سطح پایین‌تر، الگوریتم یادگیری تقویتی عمیق منتقد-بازیگر نرم، استراتژی توزیع توان دینامیکی را بهینه می‌کند. برتری طرح پیشنهادی در بهبود کارایی اقتصادی از طریق کاهش هزینه‌های اولیه و جاری در مقایسه‌های جامع با طرح اصلی تأیید می‌شود. طراحی بهینه‌شده که برای یک چرخه رانندگی شهری انجام شده است، در مقایسه با طراحی پایه، منجر به کاهش ۱۸.۷٪ در ظرفیت باتری می‌شود. بهینه‌سازی هم‌افزایی اندازه اجزا و مدیریت انرژی، هزینه کل را ۲۲٪ کاهش می‌دهد. این نتایج نشان می‌دهد که چارچوب پیشنهادی به طور مؤثر هزینه، بهره‌وری انرژی و تأثیر زیست‌محیطی را متعادل می‌کند و پتانسیل خوبی برای پیاده‌سازی عملی در خودروهای هیبریدی سری-موازی نشان می‌دهد.

کلیدواژه‌ها: خودرو هیبرید سری - موازی، سیاست توزیع توان، اندازه اجزا بهینه، یادگیری تقویتی عمیق



A Synergistic Framework for Optimal Component Sizing and Battery Management Strategy Design in a Hybrid Vehicle

Amirhossein Vafa^{1*}, Ali Baghani², Mohammad Parsa Shahabiniya³, Meysam Salehi⁴, Mohammad Momeni⁵

¹Technician in wiring harness design and maintenance department, Iran Khodro Engine Research, Design and Production Co. Tehran, Iran

amirvafa231@gmail.com c.ir

²Master's student, Faculty of Mechanical Engineering, Sharif University of Technology, Tehran, Iran

alibaghani1377@gmail.com

³Bachelors student, Faculty of Mechanical Engineering, Semnan University, Semnan, Iran

parsa.shahabiniya@semnan.ac.ir

⁴Head of Emissions and EOB Department, Iran Khodro Engine Research, Design and Production Co. Tehran, Iran

me_salehi@ip-co.com

⁵Head of Engine Management System Mapping Department, Iran Khodro Engine Research, Design and Production Company, Tehran, Iran

m_momeni@ip-co.com

Abstract

The size of components plays an important role in the technical performance and economic efficiency of hybrid vehicle design. On the other hand, an effective energy distribution strategy can lead to more stable and efficient system performance. Therefore, it is essential that component sizing in the design process takes into account the requirements of dynamic power distribution. This study presents a synergistic optimization framework for determining the optimal component sizes and power management strategy in series-parallel hybrid vehicles. To achieve cost-effective performance, a two-level hierarchical optimization approach is used. At the higher level, a particle swarm optimization algorithm identifies the key optimal characteristics related to battery sizing. At the lower level, a deep reinforcement learning algorithm, based on the soft actor-critic method, optimizes the dynamic power distribution strategy. The proposed design is shown to improve economic efficiency by reducing both initial and operating costs, based on comprehensive comparisons with the baseline design. The optimized design, developed for an urban driving cycle, results in an 18.7% reduction in battery capacity compared to the baseline. The synergistic optimization of component sizing and energy management leads to a 22% reduction in total cost. These results demonstrate that the proposed framework effectively balances cost, energy efficiency, and environmental impact, showing strong potential for practical implementation in series-parallel hybrid vehicles.

Keywords: Series-parallel hybrid vehicle, Power management strategy, Component rightsizing, Deep reinforcement learning



۱- مقدمه

بخش حمل‌ونقل یکی از بزرگ‌ترین مصرف‌کنندگان انرژی در جهان و از عوامل اصلی انتشار گازهای آلاینده و گرمایش جهانی به شمار می‌رود. این بخش به شدت به سوخت‌های فسیلی وابسته است [۱]، وابستگی‌ای که علاوه بر ایجاد تنش‌های ژئوپلیتیکی، پیامدهای نامطلوبی برای سلامت انسان و محیط‌زیست به همراه دارد [۲]. در دهه اخیر، سازمان‌های بین‌المللی با هدف کاهش انتشار گازهای گلخانه‌ای، توافق‌نامه‌هایی چون «معامله سبز اروپا» [۳] و «توافق‌نامه پاریس» [۴] را تصویب کرده‌اند تا مسیر گذار به حمل‌ونقل پایدار و دستیابی به انتشار خالص صفر تا میانه قرن هموار شود. با وجود این تلاش‌ها، تحقق اهداف یادشده نیازمند تحولی بنیادین در فناوری‌های سامانه‌های محرکه وسایل نقلیه است. در سال‌های اخیر، سهم خودروهای برقی در بازار جهانی رشد چشمگیری داشته است؛ به‌گونه‌ای که در سال ۲۰۲۳، حدود ۱۸ درصد از کل فروش خودروها به مدل‌های تمام برقی اختصاص یافت، در حالی که این رقم در سال ۲۰۱۸ تنها ۲ درصد بود [۵]. با وجود این رشد، محدودیت‌هایی نظیر بُرد حرکتی اندک، حجم زیاد باتری‌ها و زمان طولانی شارژ موجب کندی نفوذ کامل این خودروها در بازار شده است [۶]. از سوی دیگر، اگرچه هزینه تولید باتری‌های لیتیوم-یونی کاهش یافته است، اما صرفه‌جویی در مقیاس و بهینه‌سازی چرخه عمر آن‌ها همچنان از چالش‌های اصلی باقی مانده است [۷]. در این میان، خودروهای هیبریدی به دلیل نیاز کمتر به باتری‌های حجیم و برخورداری از برد رانندگی طولانی‌تر، گزینه‌ای میان‌مدت و کارآمد برای کاهش انتشار آلاینده‌ها محسوب می‌شوند. با این حال، استفاده گسترده از این خودروها با موانعی مانند پاسخ‌گویی به تغییرات بار، نوسانات دما و ولتاژ و دشواری راه‌اندازی در شرایط سرد روبه‌رو است [۸-۱۴]. علاوه بر این، کاهش عمر مفید باتری‌ها نه تنها هزینه‌های اقتصادی را افزایش می‌دهد، بلکه به دلیل نیاز به جایگزینی زود هنگام، آثار زیست‌محیطی منفی نیز به همراه دارد [۱۵]. یکی از رویکردهای مؤثر برای ارتقای عملکرد خودروهای هیبریدی، بهره‌گیری از پیش‌رانه‌های ترکیبی و توسعه استراتژی‌های پیشرفته مدیریت انرژی است. در چنین سامانه‌هایی، توزیع توان بین منابع مختلف مانند موتور احتراق داخلی، سلول سوختی و باتری نیازمند راهبردی هوشمند است که ضمن بهبود بازده انرژی، پایداری عملکردی و طول عمر اجزا را نیز تضمین کند. استراتژی‌های مدیریت انرژی در ادبیات پژوهش به سه دسته اصلی تقسیم می‌شوند: مبتنی

بر قانون، مبتنی بر بهینه‌سازی و مبتنی بر یادگیری [۱۶]. روش‌های مبتنی بر قانون با وجود سادگی و قابلیت اجرا در زمان واقعی [۱۷، ۱۸]، انعطاف‌پذیری محدودی دارند. در مقابل، روش‌های مبتنی بر بهینه‌سازی با استفاده از الگوریتم‌هایی نظیر برنامه‌ریزی پویا [۲۰] و کنترل پیش‌بین [۲۱] قادر به یافتن پاسخ‌های بهینه هستند، هرچند اجرای آن‌ها در زمان واقعی دشوار است [۲۲]. در سال‌های اخیر، رویکردهای مبتنی بر یادگیری تقویتی با الهام از مفاهیم هوش مصنوعی، به‌عنوان نسل جدیدی از استراتژی‌های مدیریت انرژی مطرح شده‌اند [۲۳-۲۶]. این روش‌ها از طریق تعامل مداوم عامل با محیط و یادگیری مبتنی بر پاداش، قادر به کشف سیاست‌های توزیع توان بهینه و سازگار با شرایط مختلف رانندگی هستند [۲۷، ۲۸]. مطالعات متعددی به بررسی کارایی یادگیری تقویتی در مدیریت توان خودروهای هیبریدی پرداخته‌اند. برای مثال، وانگ و همکاران [۲۹] الگوریتمی مبتنی بر حفاظت از جهش توان ارائه کردند که با کاهش نوسانات توان موتور احتراق داخلی، مصرف سوخت را تا ۱۱ درصد کاهش و عمر مفید موتور را تا ۲۱ درصد افزایش داد. همچنین در مطالعه‌ای دیگر [۳۰]، ترکیب الگوریتم گرادیان سیاست قطعی عمیق با حافظه بازپخش تجربه اولویت‌دار به بهبود ۲۶ درصدی در سازگاری با چرخه‌های رانندگی منجر شد. از سوی دیگر، چیت‌ساز و مددی [۳۱] با تمرکز بر تعیین اندازه اجزای سامانه هیبریدی، نشان دادند که طراحی بهینه اجزا باید بر اساس الگوی توان درخواستی در چرخه رانندگی انجام شود. با این حال، بسیاری از پژوهش‌ها اثر متقابل بین استراتژی مدیریت انرژی و طراحی اجزا را نادیده گرفته‌اند [۳۲، ۳۳] و هر یک را به‌صورت مستقل بررسی کرده‌اند، در حالی که این دو عامل به‌شدت به یکدیگر وابسته‌اند.

در این پژوهش، یک چارچوب نوآورانه هم‌افزایی میان بهینه‌سازی اندازه اجزا و طراحی استراتژی مدیریت انرژی برای خودروهای هیبریدی الکتریکی مبتنی بر سلول سوختی ارائه می‌شود. در این روش، طراحی استاتیکی اجزا با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌سازی ازدحامی انجام شده و سیاست توزیع انرژی به‌صورت پویا از طریق یادگیری تقویتی عمیق تعیین می‌گردد. این چارچوب با در نظر گرفتن متغیرهای کلیدی مانند ظرفیت باتری، توان موتور و نرخ توان بیشینه، رویکردی جامع برای افزایش بازده تبدیل انرژی و طول عمر باتری ارائه می‌دهد. نوآوری اصلی این پژوهش در ترکیب هم‌زمان دو فرآیند بهینه‌سازی ایستا و پویا است که ضمن حفظ زمان اجرای



موتور احتراقی	بیشینه توان	۱۱۰ کیلووات در دور ۵۵۰۰
	حجم	-
	تعداد و چیدمان سیلندر	۴ سیلندر در چیدمان خطی
	شعاع، کورس و حجم موتور	۷۵-۸۴.۹-۱.۴۹۹
باتری	نوع	نیکل-فلز هیدریدی
	ظرفیت	۱/۶
	ولتاژ نامی	۲۴۵
	تعداد سلول سری	۲۰۴

$$F_T = F_{aero} + F_{rr} + F_f + F_g \quad (1)$$

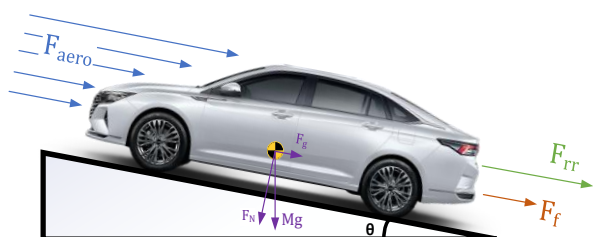
$$F_{aero} = \frac{1}{2} \rho A_f C_d v^2 \quad (2)$$

$$F_{rr} = f_r Mg \quad (3)$$

$$F_g = Mg \sin \theta \quad (4)$$

$$F_f = Ma \quad (5)$$

$$T_{wh} = F_T r_{wh} + 4 J_{wh} \dot{\omega}_{wh} \quad (6)$$



شکل ۲: مدل دینامیک خودرو

در نهایت گشتاور کششی چرخ‌ها با عبور از سیستم انتقال قدرت به موتور الکتریکی وارد می‌شود. رابطه ۳ برای مدلسازی سیستم انتقال قدرت استفاده شده است

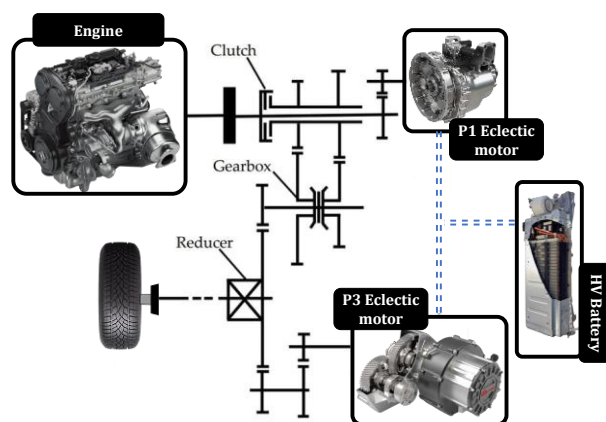
$$T_{gb} = \begin{cases} \frac{T_{wh}}{\tau \cdot \eta_{gb}} & \text{if } T_{wh} \geq 0 \\ \frac{T_{wh} \cdot \eta_{gb}}{\tau} & \text{if } T_{wh} < 0 \end{cases} \quad (7)$$

در این رابطه بادهی η_{gb} بازدهی سیستم انتقال قدرت ثابت و برابر ۰/۹۸ است. ماشین الکتریکی گشتاور مورد نیاز سر چرخ‌ها را با تبدیل انرژی الکتریکی منتقل شده از موتور و باتری به توان مکانیکی، تامین کند همچنین در حالت گشتاور منفی برای

مناسب، بهبود معنی‌داری در مصرف سوخت، هزینه اقتصادی و پایداری حرارتی باتری ایجاد می‌کند. همچنین، تحلیل اقتصادی جامع انجام شده در این مطالعه، برتری طرح پیشنهادی را از نظر توازن میان هزینه و کارایی در مقایسه با رویکردهای پیشین به صورت کمی نشان می‌دهد.

۲- روش پژوهش: مدلسازی سیستم انتقال قدرت

در این بخش مدلسازی دینامیک خودرو برای استفاده در تربیت و اعتبارسنجی سامانه مدیریت انرژی انجام می‌گردد. مدل توسط داده‌های آزمایشگاه آزمایشگاه ملی آرگون^۱ اعتبارسنجی می‌گردد [۳۴] سپس روش‌های توسعه‌یافته برای محاسبه وضعیت سلامت باتری به آن افزوده می‌شود. خودروی مورد مطالعه در این پژوهش از پلتفرم سری-موازی^۲ با جعبه دنده هیبریدی اختصاصی^۳ می‌باشد که شماتیک پیش‌رانه^۴ در شکل ۱ نشان داده شده است که شامل سیستم پیش‌رانه موتور احتراق داخلی^۵، باتری ولتاژ بالا، مبدل دی سی ای سی دوطرفه است. در هنگام تقاضای توان، موتور احتراقی و باتری می‌توانند با هم نیروی محرکه را تامین کنند و در حالت ترمز احیا کنند، بخشی از توان ترمزی در باتری ذخیره می‌گردد.



شکل ۱: اجزای سیستم انتقال قدرت خودرو

جدول ۱: مشخصات خودرو

اجزا	مشخصه	مقدار
خودرو	وزن	۱۷۸۰
	پلتفرم	پی‌پی‌۳
موتور/مولد الکتریکی	نوع	سنکرون آهنربای دائم
	توان نامی/بیشینه	۱۱۳
	گشتاور نامی/بیشینه	۳۳۵

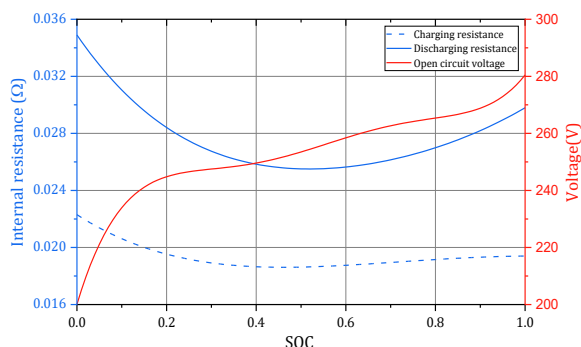
⁴ Powertrain

⁵ Internal combustion engine (ICE)

¹ Argonne national lab

² P1P3

³ Dedicated hybrid transmission



شکل ۴: پارامترهای مشخصه باتری ولتاژبالا [۴۰]

پارامترهای مشخصه باتری از تحلیل داده های تجربی آزمایشگاه ملی ارگون [۳۴] بدست آمده اند. پیری باتری در هنگام استفاده از آن یک امر اجتناب ناپذیر است و کاهش ظرفیت به نسبت ظرفیت اسمی، یکی از مشخصه های اصلی کاهش عمر باتری می باشد. یک مدل نیمه تجربی برای تعیین میزان کاهش عمر بکار گرفته شده است. این مدل در تحقیقات گسترده ای در حوزه سیستم مدیریت انرژی [۳۷] و استراتژی شارژ [۳۸] بکار گرفته شده است. میزان کاهش ظرفیت باتری در این مدل با رابطه زیر بیان میگردد.

$$Q_{loss} = B(C) \cdot \exp\left(\frac{E_a(C)}{R \cdot T_{bat}}\right) \cdot Ah(C)^z \quad (11)$$

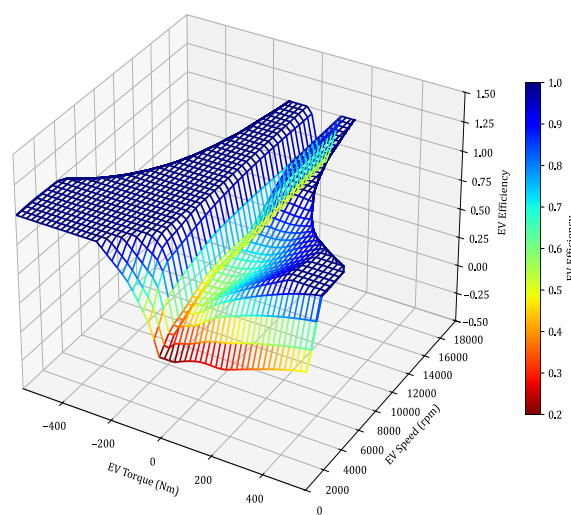
که در آن T_{bat} دمای سلول است که با فرض وجود یک سامانه مدیریت دمای باتری با عملکرد بالا، به صورت ثابت ۳۰ درجه سانتی گراد ست شده ست. E_a انرژی فعالست و z پاور فکتور است. B_c ضریب pre-exponential است که تابعی از C_{rate} باتری می باشد که در جدول ۲ لیست شده است. پارامتر C ، همان C_{rate} باتری است که برای باتری ۶/۵ آمپرساعتی در جریان ۶/۵ آمپر برابر یک می باشد. رابطه زیر برای محاسبه آن بکار میرود.

$$C_{rate} = \frac{I_{bat}}{Q_{nom} \cdot n_{parallel}} \quad (12)$$

که در آن کیو نام ظرفیت باتری بر حسب آمپر ساعت، $n_{parallel}$ تعداد بسته های موازی باتری و $I_{cell} = I_{bat}/n_{parallel}$ جریان یک سلول است. لازم به ذکر است در این مقاله از ناهمانگی بین سلولها صرف نظر شده. پارامتر بی (سی) فاکتور پیش-نمایی است که تابعیت آن از سی ریت در جدول زیر نشان داده شده است.

بازیابی بخشی انرژی جنبشی به عنوان تمرز احیا کننده عمل میکند. شکل - نقشه بازدهی ماشین الکتریکی را نشان می دهد. در نتیجه تقاضای توان الکتریکی الکتروموتور برای برآورد کردن گشتاور مورد نیاز از رابطه ۴ مدل بدست می آید.

$$P_{EM} = \begin{cases} \frac{T_{EM} + J_{EM} \cdot \dot{\omega}_{EM}}{\eta_{EM}} \cdot \dot{\omega}_{EM} + P_{aux} & \text{if } T_{wh} \geq 0 \\ (T_{EM} + J_{EM} \cdot \dot{\omega}_{EM}) \cdot \eta_{EM} \cdot \dot{\omega}_{EM} + P_{aux} & \text{if } T_{wh} < 0 \end{cases} \quad (8)$$



شکل ۳: نقشه بازدهی موتور الکتریکی

باتری ولتاژبالا به عنوان یکی از اجزا کلیدی خودروهای هیبریدی سری-موازی نقش مهمی در توسعه استراتژی مدیریت انرژی خودرو دارد. یک مدل مقاومت داخلی^۱ مرتبه اول در این مطالعه برای دینامیک شارژ/دشارژ استفاده شده است که در واقع یکی از انواع مدل های مدار معادل^۲ به حساب می آید که شماتیک آن در شکل ۴ مبینید [۳۶]. معادلات مدل آر آی آن تی با صرف نظر از تاثیر دما بر مقاومت داخلی و ولتاژ مدار باز به صورت زیر داده شده است. (روابط شارژ و دیس شارژ جدا آورده شود)

$$V_{bat} = OCV + I_{bat}R_{bat} \quad (9)$$

$$I_{bat} = \frac{OCV - \sqrt{OCV^2 - 4P_{bat}}}{2R_{bat}} \quad (10)$$

که در آن R_{bat} و OCV مقاومت داخلی و ولتاژ مدار باز پارامترهای مشخصه باتری که در این مطالعه استفاده شده در شکل ۴ نشان داده شد است.

² Thevenin equivalent circuit

¹ Internal resistance model (Rint)



جدول ۲: پارامترهای کاهش عمر باتری

C-rate	C/2	2C	6C	10C
B value	31630	21681	12934	15512

انرژی آزاد و ضریب توان به صورت زیر می‌باشد.

$$E_a(C) = 31700 - 370.5 \cdot C \quad (13)$$

$$z = 0.55$$

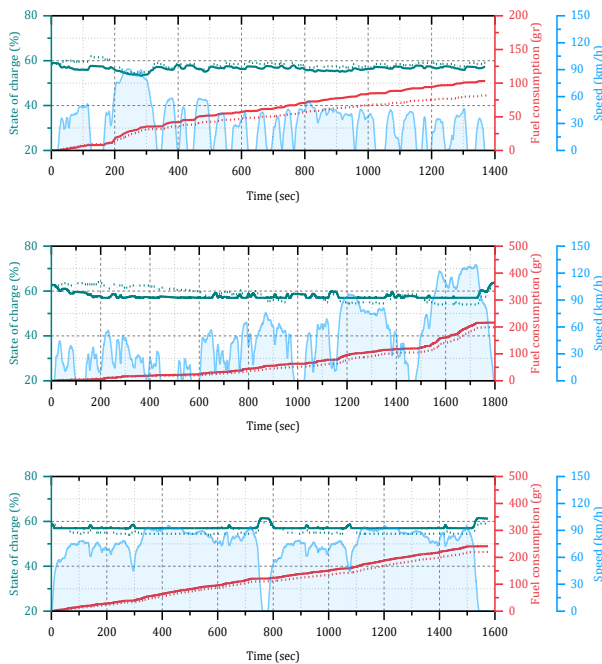
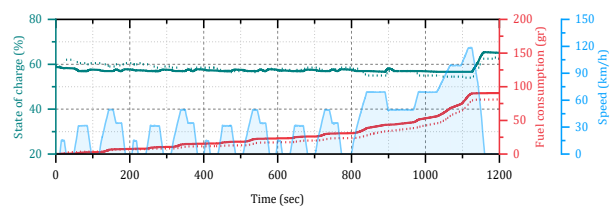
به طور معمول هر باتری با از دست دادن ۲۰ درصد از ظرفیت نامی خود به پایان عمر^۱ می‌رسد. با این فرض کل توان خروجی باتری تا اتمام عمر به صورت زیر بدست می‌آید.

$$A_{tot} = \left(\frac{20}{B(C) \cdot \exp\left(\frac{E_a(C)}{R \cdot T_{bat}}\right) \cdot Ah(C)^z} \right)^{\frac{1}{z}} \quad (14)$$

$$SOH(t+1) = SOH(t) - \frac{I_{cell}(t) \cdot \Delta t}{2 \times (3600 \cdot Ah_{tot})} \quad (15)$$

۱-۲- اعتبار سنجی مدل

در این بخش به ارزیابی دقت تخمین مدلسازی پرداخته می‌شود. برای این امر نتایج مصرف سوخت و سطح شارژ و که پارامترهای اصلی خروجی شبیه سازی هستند از مدل با داده‌های تجربی مقایسه می‌گردد. مقایسه مصرف سوخت و سطح شارژ مدلسازی شده و آزمایش‌های تجربی برای چرخه های WLTP، UDDS، NEDC و HWY در شکل ۴ نشان داده شده. همانطور که در شکل مشاهده می‌شود همبستگی خوبی بین نتایج مدلسازی و داده‌های تجربی دیده شد و انحراف جزئی در سطح شارژ باتری و مصرف سوخت وجود دیده شد که این امر استواری^۲ مدل را نشان می‌دهد. بیشترین انحراف مطلق در چرخه WLTP دیده شد برابر ۶/۲۷ درصد بوده و میانگین خطای مطلق و RMSE به ترتیب ۲/۳۸ و ۲/۸۵ بود. برای مصرف سوخت تجمعی بیشترین درصد خطا مربوط به چرخه UDDS برابر ۱۶/۷ درصد بود.



شکل ۵: چرخه‌های رانندگی استاندارد ملاحظه شده در این پژوهش

۳- هم‌افزایی مدیریت انرژی و بهینه سازی اندازه اجزا

در این بخش یک چهارچوب عملیاتی برای پرداختن به هم‌افزایی استراتژی توزیع توان و اندازه درست اجزا ارائه می‌شود. در این مطالعه بهینه سازی را به صورت دوسطحی فرمول بندی می‌کنم و روش حل ترکیبی را پیشنهاد می‌کنیم که بهینه سازی ازدحام ذرات را با الگوریتم یادگیری تقویتی بازیگر-نقاد نرم برای حداکثر کردن بهره‌وری انرژی و سود را در طول عمر وسیله نقلیه ترکیب می‌کند. این رویکرد شامل دو بخش مجزا، آنالیز و نتایج است. همانطور که در شکل ۸ نشان داده شده است. بخش تجزیه و تحلیل (آبی رنگ) تعامل بهینه سازی اندازه و سیاست مدیریت توان را نشان می‌دهد که پایه‌ی اساسی این چارچوب است. در مطالعه اندازه موتور احتراق داخلی، ظرفیت باتری و حدکثر نرخ جریان باتری به عنوان متغیرهای اصلی اندازه استاتیک در فضای بهینه سازی اجزا انتخاب شده اند. لازم به ذکر است که برای اطمینان از تامین کامل توان موردنیاز در چرخه‌های رانندگی مورد هدف پارامتر PW_{sup}^{max} تعریف شده است که بیانگر حداکثر توان قابل تامین سیستم انتقال قدرت هیبریدی می‌باشد و مجموع حداکثر نرخ توان باتری و موتور احتراقی است. بنابراین در طراحی HPT باید الزامات وظیفه تحویل برآورده شود به همین جهت یک آماری گشتاور-سرعت در سر چرخ بر روی چرخه های رانندگی مختلف انجام شد تا محدوده قابلیت رانندگی از نظر

² robustness

¹ End-of-life (EOL)



گزاری اولیه زیادت‌تر می‌شود. به همین علت $PW_{sup}^{max} > 1.4$ برای تجربه و تحلیل بیشتر مناسب نیست. C_{rate}^{max} تاثیر مستقیم بر تخریب باتری دارد. C_{rate}^{max} بزرگتر از 14 به شدت منجر به تخریب سریع‌تر باتری می‌شود و از نظر عملیاتی قابل اجرا نخواهد بود و از طرفی C_{rate}^{max} کوچکتر منجر به محدودیت باتری در کمک دادن به موتور احتراق داخلی می‌گردد در نتیجه موتور احتراق داخلی ناچار به کار کردن در توان های نزدیک به بیشینه خود به خصوص در هنگام شتابگیری می‌شود که بازدهی تبدیل سوخت کمتری دارد. از این جهت C_{rate}^{max} کوچکتر می‌تواند منجر به افزایش هزینه عملیاتی شود. حائز اهمیت است که ولتاژ باتری کششی مطابق با ولتاژ شبکه تعیین می‌گردد. لذا بیشینه توان شارژ/دشارژ و ظرفیت باتری، سرمایه‌گذاری اولیه مازول باتری را مشخص می‌کند. همچنین هزینه سرمایه‌گذاری اولیه موتور احتراق داخلی به بیشینه توان آن بستگی دارد که با ثابت شدن سه متغیر مشخصه برای بهینه ساز اندازه اجرا سامانه تولید قدرت معلوم می‌شود. مقادیر متفاوت سه متغیر، PW_{sup}^{max} ، C_{rate}^{max} ، Q_{bat} پارامترهای فضای بهینه سازی را برای ازدحام ذرات تولید می‌کنند و به عنوان ورودی برای مساله بهینه سازی سیاست توزیع انرژی قرار می‌گیرند همانطور که در شکل 8 نشان داده شده است برای هر کاندید، سیاست توزیع انرژی بهینه توسط الگوریتم SAC طراحی می‌شود. الگوریتم SAC بهینه ترین استراتژی توزیع توان را متناسب با هر کاندید پیدا می‌کند و در پایان هزینه عملیاتی چرخه رانندگی بدست می‌آید. هزینه جاری با هزینه سرمایه‌گذاری اولیه جمع بسته می‌شود و به عنوان تابع هدف برای ازدحام ذرات قرار می‌گیرد. تابع هدف الگوریتم ازدحام ذرات به گونه ای انتخاب شده است که ارزش واقعی را منتقل کند این شامل دو بخش هزینه جاری و اولیه می باشد. با این حال طراحی تابع پاداش برای سیاست توزیع توان کمی متفاوت است. در سیاست توزیع توان دو هدف عمده باید محقق شود:

- ۱- هزینه عملیاتی
- ۲- پایداری سطح شارژ باتری در محدوده 40 تا 60 درصد برای برآورد نیازهای قابلیت رانندگی

تقاضای توان تعیین شود. با نظر به نتایج گشتاور سرعت این چرخه ها میتوان دریافت که بیشینه توان موردنیاز در این چرخه ها 96 کیلووات می‌باشد. حال پارامتر PW_{sup}^{max} با در نظر داشتن بیشینه توان درخواستی در چرخه های مورد هدف مطابق رابطه زیر نرمالایز می‌شود. قابل توجه است که بیشینه تقاضای توان به عنوان یک قید ورودی برای فضای بهینه سازی سائز اجرا است. همانطور که در شکل 8 مشاهده می‌شود.

$$PW_{sup}^{max} = \frac{PW_{sup}^{max}}{96 \text{ kW}} \quad (16)$$

در رابطه بالا 96 کیلووات بیشینه توان درخواستی در چندین چرخه مورد هدف می‌باشد همچنین PW_{sup}^{max} بیشینه توان هیبرید پاور نرمالیز سیستم می‌باشد. در نتیجه سه پارامتر PW_{sup}^{max} ، C_{rate}^{max} و Q_{bat} سه متغیر فضای بهینه سازی اجرا هستند که بازه هر کدام در جدول 3 نشان داده شده است.

جدول 3: محدوده مجاز مشخصه های طراحی اندازه سامانه تولید توان

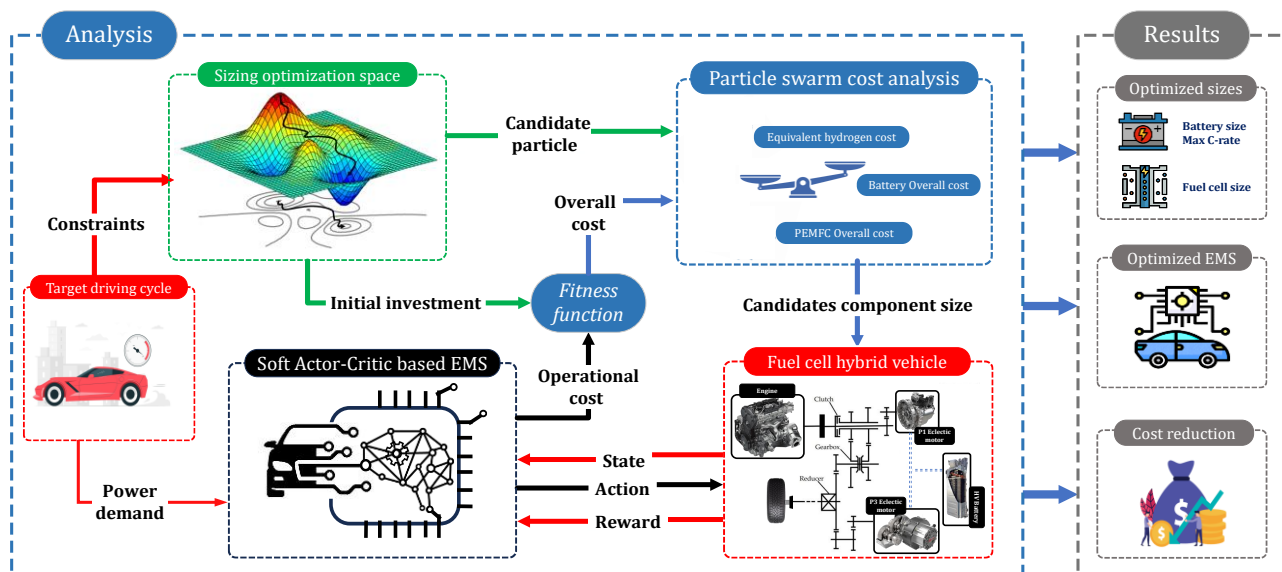
Variables	PW_{sup}^{max}	C_{rate}^{max}	Q_{bat}
Conditions	[1 - 1.4]	[2 - 14]	[1 - 5]

لازم به ذکر است اندازه موتور احتراق داخلی از رابطه زیر با معلوم بودن سه متغیر بالا قابل محاسبه است.

$$PW_{bat}^{max} = Q_{bat} \times C_{rate}^{max} \quad (17)$$

$$PW_{FC}^{max} = 96 \times PW_{sup}^{max} - PW_{bat}^{max}$$

بنابراین در مطالعه اندازه پارامترهای کلیدی موتور احتراق داخلی و باتری در نظر گرفته می‌شود. حد پایین PW_{sup}^{max} با 1 است زیرا HPS باید حداکثر تقاضای توان چرخه‌های رانندگی هدف را تامین کند از طرف دیگر حد بالای $PW_{sup}^{max} = 1.4$ تعیین شده است زیرا افزایش بیش از حد PW_{sup}^{max} منجر به طراحی با سائز بزرگ شده اجرا خواهد شد که به علت محدودیت‌های فضا معمولا باتری بسیار عملیاتی نیست به علاوه منجر به هزینه سرمایه



شکل ۶: چارچوب بهینه سازی همزمان اندازه اجزا و سیاست توزیع انرژی

$$\text{State} = \{P_{\text{req}}, \text{SOC}\}$$

(۱۸)

عامل با کنترل توان موتور احتراق داخلی، نحوه تقسیم توان بین باتری و موتور احتراق داخلی را تعیین میکند به این صورت که باقی مانده توان درخواستی را باید باتری تولید کند همانطور که در رابطه زیر نشان داده شده است.

$$\begin{cases} P_{\text{FC}} = \frac{(\text{Action} + 1) \times PW_{\text{FC}}^{\text{max}}}{2} \\ P_{\text{bat}} = P_{\text{req}} - P_{\text{FC}} \\ P_{\text{FC}} \in [0, PW_{\text{FC}}^{\text{max}}] \\ P_{\text{bat}} \in [-PW_{\text{bat}}^{\text{max}}, PW_{\text{bat}}^{\text{max}}] \end{cases} \quad (۱۹)$$

طراحی تابع پاداش در مساله یادگیری تقویتی عمیق اهمیت زیادی دارد و باید به گونه ای انتخاب شود که بتواند تصمیمات عامل را در یک حالت معین ارزیابی کند و شامل مجازات ها و پاداش های متناسب با اهداف و وظایف کنترلی که عامل باید یادبگیرد باشد. در مطالعه تابع پاداش شامل سه جنبه اساسی است:

۱. کمینه کردن مصرف سوخت
۲. کاهش تخریب موتور احتراق داخلی و باتری، که درواقع موجب کاهش هزینه عملیاتی اجزا میگردد.
۳. حفظ سطح شارژ باتری در محدوده مشخص^۱ برای کارامدی (بازدهی) انرژی بیشتر همچنین برآورد نیازهای قابلیت رانندگی^۲. همانطور که در رابطه زیر نشان داده شده است.

۴- تعریف مسئله سیاست توزیع توان در قالب الگوریتم یادگیری تقویتی

نمای کلی از روند آموزش SAC در بخش قبلی توضیح داده شد. در این بخش به جزئیات حل مساله EMS بهینه با استفاده از SAC پرداخته می شود و نحوه انتخاب فضای حالت و عمل ها و طراحی تابع پاداش را پوشش میدهد. به این جهت که عامل، زمان واقعی محیط را از طریق حالت ها مشاهده میکند، انتخاب فضای حالت باید به گونه ای باشد که اطلاعات و تغییرات دینامیکی محیط را به خودی خود، منعکس کند. درواقع هر تغییری در محیط که بر بردار حالت اثر نگذارد توسط عامل نظاره نمی شود. از طرفی وارد کردن ویژگی های غیرضروری به حالت ها، که تاثیر فیزیکی بر تصمیم عامل ندارند، فقط موجب گمراهی در روند تربیت شبکه های SAC می شود. یک فضای حالت خوب، تنها ویژگی های کلیدی محیط را به تصویر میکشد و به عامل اجازه میدهد تا با تعاملات کمتر سریعتر یادبگیرد. در این مطالعه توان درخواستی وسیله نقلیه و وضعیت شارژ باتری به عنوان حالت انتخاب شده است همانطور که در شکل --- نشان داده شده. لازم به ذکر است که فرض میشود مدل وسیله نقلیه از پرفیل سرعت از پیش تعیین شده تبعیت کامل میکند در نتیجه یک مدل دینامیک طولی خودرو که در بخش ۲ شرح داده شد، میتواند میزان P_{req} را از پرفیل سرعت محاسبه کند. از طرفی وضعیت شارژ باتری در هر مرحله زمانی برای تصمیم گیری درباره نحوه تقسیم توان توسط عامل باید رصد شود که توسط مدل باتری محاسبه میگردد.

² drivability

¹ sustaining



دارای ثابت‌هایی هستند که به سبب اجزا بستگی دارد. این مدل تعریف تابع پاداش علاوه بر حفظ سطح شارژ در اندازه باتری‌های متفاوت، همگرایی یادگیری تقویتی را برای سبب‌های مختلف اجزا تضمین و تسهیل میکند. لازم به توضیح است که برای قضاوت عادلانه درباره مصرف سوخت و انرژی الکتریکی باتری، لازم است مصرف انرژی الکتریکی معادل با مصرف سوخت واقعی جمع شود. در این مطالعه از رابطه زیر محاسبه می‌شود.

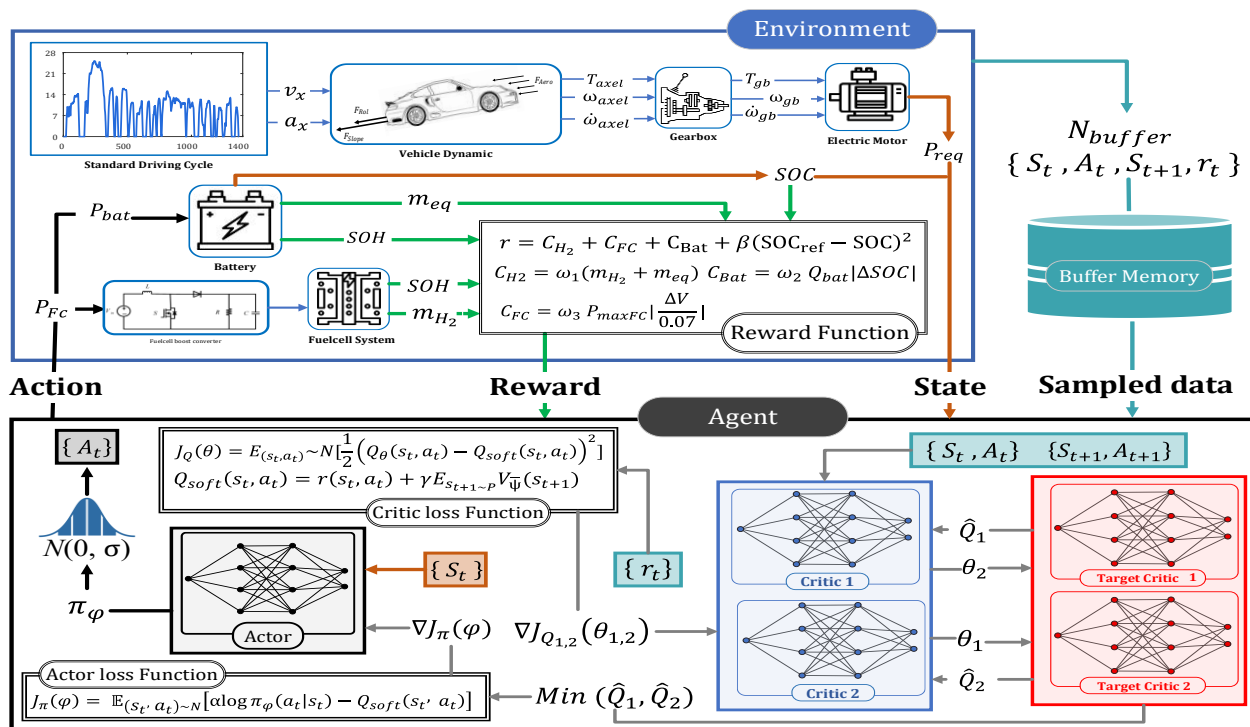
$$m_{eq} = \frac{3.6 V_{nom}(SOC_0 - SOC)Q_{bat}\bar{\eta}_{bat}}{\eta_{DC}\bar{\eta}_{FC} LHV_{H_2}} \quad (21)$$

در رابطه بالا LHV_{H_2} ارزش حرارتی پایین سوخت است (kWh/kg)، V_{nom} ولتاژ نامی باتری و $\bar{\eta}_{bat}$ به ترتیب بازدهی میانگین باتری و موتور احتراق داخلی و η_{DC} بازدهی مبدل DCDC است.

$$\begin{cases} reward = C_{H_2} + C_{FC} + C_{bat} + \beta(SOC_{ref} - SOC)^2 \\ C_{H_2} = \omega_1(m_{H_2} + m_{eq}) \\ C_{bat} = \omega_2 Q_{bat}|\Delta SOC| \\ C_{FC} = \omega_3 PW_{FC}^{max} \frac{\Delta V}{0.07} \end{cases} \quad (20)$$

که در آن C_{bat} و C_{FC} به ترتیب هزینه عملیاتی موتور احتراق داخلی و باتری را گزارش می‌کند ضرایب ω_2 و ω_3 به ترتیب قیمت واحد باتری و موتور احتراق داخلی است. عدد 0.07 در مخرج C_{FC} نشان دهنده آن است که کاهش 0.07 درصدی در اختلاف پتانسیل موتور احتراق داخلی به منزله پایان عمر مفید آن در این مطالعه در نظر گرفته شده است.

لازم به توجه است از آنجا که ثابت‌های مورد استفاده در تابع پاداش در واقع قیمت‌های اولیه اجزا هستند در نتیجه برای برقراری توازن در تابع پاداش باید با هم به صورت تابعی از قیمت‌های اولیه باشد لذا با به صورت تابعی از سبب‌های اجزا به صورت زیر در نظر گرفته شده است. از این رو هر دو بخش تابع پاداش



شکل ۷: نحوه تعامل یادگیری تقویتی و سامانه مدیریت توان خودرو هیبرید [۴۰]

استفاده از یک چرخه رانندگی مشخص، سیاست توزیع توان را به منظور کاهش هزینه‌های عملیاتی و بهبود بهره‌وری سوخت یاد می‌گیرد. در این تحلیل، طراحی استاتیکی اجزا که خروجی الگوریتم PSO است، با سامانه مدیریت انرژی بهینه‌شده^۱ مبتنی بر SAC و نیز با طراحی مرجع خودرو مقایسه شده است. نتایج حاصل، اثرات هم‌افزایی میان بهینه‌سازی سبب‌های اجزا و مدیریت

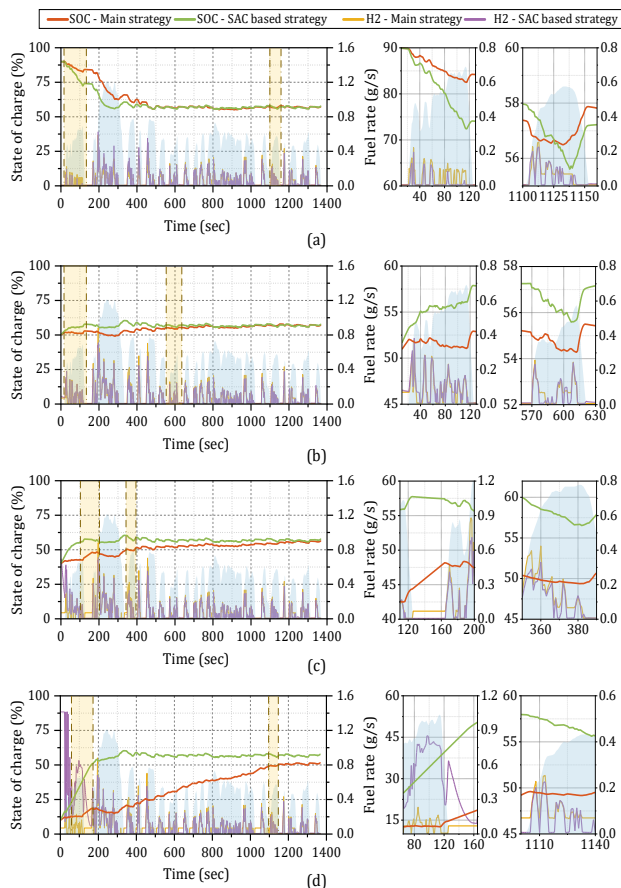
۵- نتایج و بحث

در این بخش، عملکرد چارچوب پیشنهادی در مدیریت انرژی خودرو هیبریدی مورد تحلیل و ارزیابی قرار گرفته است. در حلقه داخلی سامانه، الگوریتم SAC به عنوان یک روش کارآمد یادگیری تقویتی برای بهینه‌سازی توزیع توان به کار رفته و با

^۱ EMS



شارژ اولیه کمتر از ۱۰ درصد باشد، مصرف سوخت در روش پیشنهادی افزایش قابل‌ملاحظه‌ای پیدا می‌کند؛ به‌گونه‌ای که در شارژ اولیه ۱۰ درصد، مقدار مصرف سوخت در سیاست مرجع ۱۲۶ گرم و در روش پیشنهادی ۲۰۲ گرم است. علت این پدیده، افزایش توان تولیدی موتور احتراق داخلی برای جبران سریع سطح شارژ پایین است که موجب کارکرد موتور در نواحی با بارده کم می‌شود. به‌طور کلی، نتایج نشان می‌دهد که سیاست توزیع توان پیشنهادی تا سطوح شارژ اولیه بالاتر از ۴۰ درصد، از نظر اقتصادی و فنی بهینه است و ضمن کاهش مصرف سوخت، به بهبود سلامت باتری و کاهش استهلاک موتور احتراق داخلی منجر می‌شود. با این حال، در سطوح شارژ پایین‌تر از ۲۰ درصد، کارایی آن نسبت به روش مرجع کاهش یافته و بهینه‌سازی بیشتر تابع تصمیم برای این شرایط ضروری است.



شکل ۸: تغییرات سطح شارژ باتری با سیاست مبتنی بر یادگیری تقویتی در مقایسه با حالت پایه (الف: ۹۰، ب: ۵۰، ج: ۴۰ و د: ۱۰) [۴۰]

بیشترین بهره‌وری انرژی در سامانه ذخیره انرژی هیبریدی زمانی حاصل می‌گردد که شارژ/دشارژ باتری با کمترین مقاومت‌های

توان پویا را در بهبود سلامت اجزا، افزایش بازده تبدیل انرژی و کاهش هزینه‌های عملیاتی روشن می‌سازد. مطالعات نشان داد که اندازه باتری و موتور احتراق داخلی در طراحی بهینه‌شده، نسبت به مقادیر مرجع کوچکتر است. این موضوع بیانگر آن است که چارچوب پیشنهادی قادر است با سایز اجزای کمتر، عملکردی هم‌تراز یا حتی بهتر از طراحی مرجع ارائه دهد. همچنین تفاوت قابل توجهی میان سیاست‌های توزیع توان در دو روش مشاهده شد؛ به‌گونه‌ای که در سیستم مبتنی بر یادگیری تقویتی، تعادل بهتری میان توان موتور احتراق داخلی و باتری برای تأمین توان موردنیاز در محور محرک برقرار گردید. همان‌طور که در شکل ۸ نشان داده شده است، سامانه مدیریت انرژی بهینه شده مبتنی بر SAC در حالی آموزش دیده که سطح شارژ اولیه^۱ برابر با ۶۰ درصد بوده است، اما در آزمون‌های مختلف پایداری مناسبی در برابر تغییرات SOC اولیه (۹۰٪، ۵۰٪، ۴۰٪ و ۱۰٪) نشان داد. در چرخه رانندگی UDSS، این سامانه توانست سطح شارژ را در محدوده مطلوب حفظ کند. همان‌طور که در شکل ۸ - الف دیده می‌شود، زمانی که سطح شارژ اولیه ۹۰ درصد است، باتری در سیستم SAC زودتر به وضعیت پایداری می‌رسد. این رفتار به دلیل تخلیه سریع‌تر باتری و ایجاد ظرفیت بیشتر برای بازیابی انرژی ترمز احیاکننده است. با توجه به ظرفیت کوچک‌تر باتری در طراحی منتخب، این ویژگی منطقی است؛ زیرا با کوچک شدن ظرفیت، حفظ شارژ در محدوده پایدار از دو منظر حیاتی است: ۱. در هنگام شتاب‌گیری، باتری باید بتواند توان کمکی مناسبی به موتور احتراق داخلی ارائه دهد تا نوسانات توان و تخریب سلول سوختی کاهش یابد و موتور در بازه بازدهی بالاتر کار کند. ۲. در هنگام ترمز احیاکننده، باتری باید ظرفیت کافی برای ذخیره انرژی بازگشتی داشته باشد تا از اتلاف توان جلوگیری شود.

نتایج شکل ۸ - ج نشان دهنده آن است که در سامانه مدیریت انرژی پیشنهادی، سطح شارژ باتری در حالت بیکار^۲ نیز پایداری بهتری دارد. از دید مصرف سوخت تجمعی، در چرخه رانندگی شهری با سطح شارژ اولیه ۹۰ و ۵۰ درصد، مقدار مصرف سوخت در سیاست مرجع به ترتیب ۸۴/۱۱ و ۱۰۶/۸ گرم بوده است، در حالی که در سامانه پیشنهادی این مقادیر به ۸۲/۸ و ۹۹/۱ گرم کاهش یافته‌اند. بدین ترتیب، روش ارائه‌شده نه تنها مصرف سوخت کمتری دارد، بلکه در زمان کوتاه‌تری نیز سطح شارژ باتری را به محدوده هدف می‌رساند. با این حال، زمانی که سطح

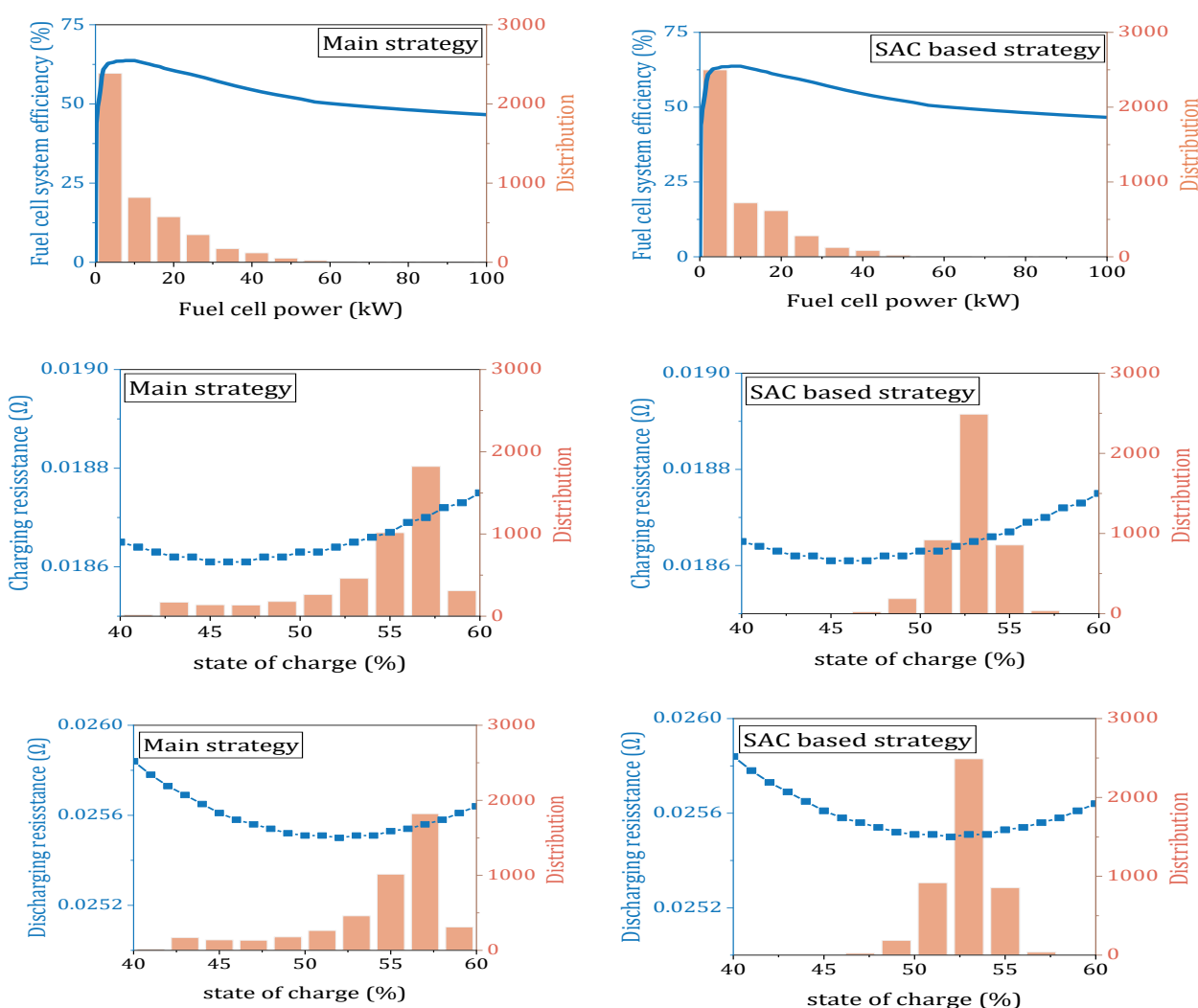
² Idle

¹ SOC



برای مدیریت توان مبتنی بر یادگیری تقویتی بیشتر است (شکل ۹a) چرا که سائز موتور احتراق داخلی منتخب از بهینه سازی اجزا به گونه ای بوده که موتور احتراق داخلی در اکثر زمان ها در بازدهی تبدیل انرژی بالای خود کار کند و از طرفی با کمک رسانی باتری در تامین تقاضای توان رانندگی با سیاست توزیع انرژی بهینه موجب کارکرد موتور احتراق داخلی در نقاط بازدهی بالاتر آن شد (شکل 9a). که این امر بازدهی تبدیل انرژی کلی بالاتری را موجب شده است.

داخلی انجام شود. به این منظور سیاست توزیع انرژی بهینه شده با الگوریتم sac در چرخه های رانندگی WLTP, UDDS, LA92 و US06 مورد تست قرار گرفت. نتایج نشان داد که استراتژی شارژ/دشارژ در این چرخه ها به گونه ای بود که بیشترین بازدهی شارژ/دشارژ باتری با کمترین اتلاف اهمیت، انجام گردد. همانطور که شکل ۹b و c نشان داده شد، توزیع آماری داده ها در سطح شارژهایی که مقاومت داخلی کمتری دارد هم در شارژ و هم در دشارژ باتری بیشتر است. توزیع آماری نرخ توان تولیدی موتور احتراق داخلی در نقاط بازدهی بالا



شکل ۹: نتایج سیاست توزیع توان مبتنی بر هوش مصنوعی در چرخه رانندگی استاندارد در مقایسه با لاجیک اصلی خودرو [۴۰]

تست بهبود یافت. عمر مفید موتور احتراق داخلی در WLTP, UDDS و HWFET به ترتیب ۵۳/۸، ۵۰ و ۵۰ درصد نسبت به سیاست توزیع انرژی اصلی با سائز اجزای قبلی، بهبود پیدا کرد. با این حال تخریب باتری نسبت به طراحی اصلی بیشتر شده که به این علت است که در سیاست توزیع انرژی بهینه شده

نتایج نشان داد در تمام چرخه های تست شده مصرف سوخت بهبود میابد، بیشترین کاهش مصرف سوخت مربوط به چرخه UDDS است که ۱۰/۱ درصد می باشد و کمترین میزان کاهش مصرف سوخت در چرخه HWFET دیده شد که برابر ۳/۲ درصد بود. به علاوه تخریب موتور احتراق داخلی در تمام چرخه های



در این پژوهش، یک چارچوب بهینه‌سازی هم‌افزایی برای طراحی اندازه اجرا و مدیریت توان در خودروی هیبریدی سری-موازی ارائه شد. این چارچوب با بهره‌گیری از ساختار دوسطحی، شامل بهینه‌سازی ازدحام ذرات در سطح بالا برای تعیین اندازه اجزای اصلی و الگوریتم یادگیری تقویتی منتقد-بازیگر نرم در سطح پایین برای بهینه‌سازی توزیع توان دینامیکی است. نتایج حاصل از شبیه‌سازی چرخه رانندگی شهری و چرخه WLTP نشان داد که رویکرد پیشنهادی، علاوه بر کاهش ۱۸/۷ درصدی ظرفیت باتری، موجب صرفه‌جویی قابل توجهی در مصرف سوخت و کاهش هزینه کل به میزان حدود ۲۲ درصد می‌شود. همچنین، تحلیل تخریب اجرا بیانگر آن است که استراتژی مدیریت توان مبتنی بر یادگیری تقویتی، عملکرد پایدارتری از نظر حفظ سلامت باتری و سلول سوختی ارائه می‌دهد. به‌طور کلی، هم‌افزایی بین بهینه‌سازی اندازه اجرا و مدیریت توان، ضمن بهبود بهره‌وری انرژی و کاهش هزینه‌های سرمایه‌ای و عملیاتی، به افزایش طول عمر اجرا نیز منجر می‌شود. نتایج این تحقیق نشان‌دهنده پتانسیل بالای رویکرد پیشنهادی برای پیاده‌سازی عملی در خودروهای هیبریدی آینده و توسعه سامانه‌های مدیریت انرژی هوشمند است.

تشکر و قدردانی

نویسندگان این مقاله مراتب سپاس و قدردانی خود را از شرکت تحقیق، طراحی و تولید موتور ایران خودرو (ایپکو) به دلیل حمایت و همکاری ارزشمند در انجام این پژوهش ابراز می‌دارند.

مراجع و منابع

- [1] MP. Shahabiniya, A. Kazempour. Future studies in the automotive industry with solar energy: Technologies and challenges. In: 12th National Conference on Environment, Energy, and Natural Resources; 2024; Tehran. Civilica. Available from: <https://civilica.com/doc/2018590>
- [2] Xie, L., et al., Toward carbon-neutral electricity and mobility: Is the grid infrastructure ready? Joule, 2021. 5(8): p. 1908-1913.
- [3] Sikora, A., European Green Deal – legal and financial challenges of the climate change. ERA Forum, 2021. 21(4): p. 681-697.
- [4] Horowitz, C.A., Paris Agreement. International Legal Materials, 2016. 55(4): p. 740-755.
- [5] IEA (2024), Global EV Outlook 2024, IEA, Paris <https://www.iea.org/reports/global-ev-outlook-2024>, Licence: CC BY 4.0.
- [6] Kumar, L. and S. Jain, Electric propulsion system for electric vehicular technology: A

با SAC، بیشتر تامین توان دینامیک و تامین توان های لحظه و تامین نوسانات توان بر عهده باتری قرار گرفته است تا از تخریب سریع موتور احتراق داخلی محافظت شود همچنین سائز باتری کوچک تر در طرح بهینه موجب به عمق دشارژ های بزرگ تر در تخلیه انرژی مساوی می‌گردد که این امر نیز موجب افزایش تخریب باتری میشود. لازم است ذکر شود که در تمام چرخه ها با وجود تخریب بیشتر باتری، اقتصاد کلی رانندگی بهبود یافت. جدول ۴ مقادیر مصرف سوخت، تخریب باتری و سلول سوختی و ارزش باقی‌مانده اجرا را در چرخه WLTP نشان می‌دهد.

جدول ۴: نتایج عملکرد انرژی و تخریب اجرا در چرخه WLTP

شاخص عملکرد	تفاوت	حالت ۲	حالت ۱	مشخصه‌ها
۵/۹۹	۵/۹۹	۹/۰۷	۹/۶۴	مصرف سوخت (کیلوگرم هیدروژن بر کیلومتر)
۶۱/۵۷	۵۰	۰/۰۰۰۳	۰/۰۰۰۶۰۱	تخریب سلول سوختی (% بر کیلومتر)
۳/۷۲	۱۸/۵۰	۰/۰۱۰۲	۰/۰۰۸۵۸	تخریب باتری (% بر کیلومتر)
—	—	۹۹/۹۹۳	۹۹/۹۸۶	ارزش باقی‌مانده سلول سوختی %
—	—	۹۹/۷۶	۹۹/۸۰	ارزش باقی‌مانده باتری %

نتایج جدول ۴ نشان می‌دهد که در چرخه رانندگی WLTP، طراحی بهینه پیشنهادی منجر به کاهش قابل توجه مصرف سوخت در مقایسه با طراحی مرجع شده است. در این حالت، میزان مصرف هیدروژن از ۹/۶۴ به ۹/۰۶ کیلوگرم بر کیلومتر کاهش یافته که نشان‌دهنده بهبود بازدهی سیستم مدیریت توان است. علاوه بر آن، نرخ تخریب سلول سوختی نیز تقریباً نصف شده و از ۰/۰۰۰۶۰۱ به ۰/۰۰۰۳ درصد بر کیلومتر رسیده است، در حالی که تغییرات تخریب باتری در حدود ۱۸ درصد کاهش را نشان می‌دهد. نتایج ارزش باقی‌مانده اجرا نیز مؤید پایداری بهتر در طراحی بهینه است. این داده‌ها به‌صورت کلی اثبات می‌کنند که رویکرد هم‌افزایی پیشنهادی توانسته توازن مناسبی بین کاهش مصرف سوخت، حفظ سلامت اجرا و بهبود عمر مفید سامانه برقرار کند.

۵- نتیجه‌گیری

¹ depth of discharge (DOD)



- Sustainable Energy Reviews, 2021. **137**: p. 110648.
- [19] Li, Z., A. Khajepour, and J. Song, A comprehensive review of the key technologies for pure electric vehicles. *Energy*, 2019. **182**: p. 824–839.
- [20] Chen, J., et al., Research on energy management strategy for fuel cell hybrid electric vehicles based on improved dynamic programming and air supply optimization. *Energy*, 2024. **300**: p. 131567.
- [21] Curiel-Olivares, G., et al., MPC-Based EMS for a Series Hybrid Electric Tractor. *IEEE Access*, 2024. **12**: p. 135999–136010.
- [22] Çağatay Bayindir, K., M.A. Gözükcük, and A. Teke, A comprehensive overview of hybrid electric vehicle: Powertrain configurations , powertrain control techniques and electronic control units. *Energy Conversion and Management*, 2011. **52**(2): p. 1305–1313.
- [23] Tajjour, S. and S. Singh Chandel, A comprehensive review on sustainable energy management systems for optimal operation of future-generation of solar microgrids. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, 2023. **58**: p. 103377.
- [24] Guo, X., et al., Energy management system for hybrid ship: Status and perspectives. *Ocean Engineering*, 2024. **310**: p. 118638.
- [25] Abbasi, A.R. and D. Baleanu, Recent developments of energy management strategies in microgrids: An updated and comprehensive review and classification. *Energy Conversion and Management*, 2023. **297**: p. 117723.
- [26] Deng, P., et al., Optimal online energy management strategy of a fuel cell hybrid bus via reinforcement learning. *Energy Conversion and Management*, 2024. **300**: p. 117921.
- [27] Ganesh, A.H. and B. Xu, A review of reinforcement learning based energy management systems for electrified powertrains: Progress, challenge, and potential solution. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2022. **154**: p. 111833.
- [28] Xu, D., et al., Recent Progress in Learning Algorithms Applied in Energy Management of Hybrid Vehicles: A Comprehensive Review. *International Journal of Precision Engineering and Manufacturing-Green Technology*, 2023. **10**(1): p. 245–267.
- [29] Wang, D., et al., Energy management strategy with mutation protection for fuel cell electric vehicles. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2024. **63**: p. 48–58.
- [7] Schneider, T., Rightsizing. MTZ worldwide , : (٢٠٢٤)٨٥.٢٠٢٤ p. 14–15.
- [8] Togun, H., et al., A review on recent advances on improving fuel economy and performance of a fuel cell hybrid electric vehicle. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2024. **89**: p. 22–47.
- [9] Abbasian Hamedani, E., S.A. Alenabi ,and S. Talebi, Hydrogen as an energy source: A review of production technologies and challenges of fuel cell vehicles. *Energy Reports*, 2024. **12**: p. 3778–3794.
- [10] Singh, M., et al., Advancements and challenges of fuel cell integration in electric vehicles: A comprehensive analysis. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2024. **88**: p. 1386–1397.
- [11] Zhang, M., et al., Energy management strategy for fuel cell hybrid tractor considering demand power frequency characteristic compensation. *Scientific Reports*, 2024. **14**(1): p. 27844.
- [12] Spörl, K., et al., Optimal energy management in fuel cell light commercial vehicles towards aging-reduced operation for different degrees of hybridization. *Energy Conversion and Management*, 2025. **325**: p. 119386.
- [13] Liu, Z ,.H. Chen, and T. Zhang, Review on system mitigation strategies for start-stop degradation of automotive proton exchange membrane fuel cell. *Applied Energy*, 2022. **327**: p. 120058.
- [14] Liu, P. and S. Xu, A review of low-temperature proton exchange membrane fuel cell degradation caused by repeated freezing start. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2023. **48**(22): p. 8216–8246.
- [15] Melchor-Martínez, E.M., et al., Environmental impact of emerging contaminants from battery waste: A mini review. *Case Studies in Chemical and Environmental Engineering*, 2021. **3**: p. 100104.
- [16] Zhao, X., et al., Energy management strategies for fuel cell hybrid electric vehicles: Classification, comparison, and outlook. *Energy Conversion and Management*, 2022. **270**: p. 116179.
- [17] Gao, D., Z. Jin, and Q. Lu, Energy management strategy based on fuzzy logic for a fuel cell hybrid bus. *Journal of Power Sources*, 2008. **185**(1): p. 311–317.
- [18] İnci, M., et al., A review and research on fuel cell electric vehicles: Topologies, power electronic converters, energy management methods, technical challenges, marketing and future aspects. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2014. **29**: p. 924–940.



- agent reinforcement learning. *Applied Energy*, 2022. **328**: p. 120234.
- [36] Guo, X., et al., Research on energy management strategy of heavy-duty fuel cell hybrid vehicles based on dueling-double-deep Q-network. *Energy*, 2022. **260**: p. 125095.
- [37] Guo, N., et al., Real-time predictive energy management of plug-in hybrid electric vehicles for coordination of fuel economy and battery degradation. *Energy*, 2021. **214**: p. 119070.
- [38] Jin, X., Aging-Aware optimal charging strategy for lithium-ion batteries: Considering aging status and electro-thermal-aging dynamics. *Electrochimica Acta*, 2022. **407**: p. 139651.
- [39] Wang, J., et al., Cycle-life model for graphite-LiFePO₄ cells. *Journal of Power Sources*, 2011 : (۸) ۱۹۶ .p. 3942–3948
- [40] Kazemi MH, Baghani A, Bijarchi MA, Shafii MB. Co-optimization of component sizing and energy management in fuel cell hybrid electric vehicles: A synergistic framework via Soft Actor-Critic. *International Journal of Hydrogen Energy*. 2025 Oct 2;174:151146. <https://doi.org/10.1016/j.ijhydene.2025.151146>
- [30] Zhou, Y., et al., Research on energy management strategy of fuel cell hybrid power via an improved TD3 deep reinforcement learning. *Energy*, 2024. **293**: p. 130564.
- [31] Madadi, M.H. and I. Chitsaz, Improving fuel efficiency and durability in fuel cell vehicles through component sizing and power distribution management. *International Journal of Hydrogen Energy*, 2024. **71**: p. 661–673.
- [32] Mohammed, A.S., et al., Review of optimal sizing and power management strategies for fuel cell/battery/super capacitor hybrid electric vehicles. *Energy Reports*, 2023. **9**: p. 2213–2228.
- [33] Venkata KoteswaraRao, K., et al., Optimal component sizing and performance of Fuel Cell – Battery powered vehicle over world harmonized and new european driving cycles. *Energy Conversion and Management*, :۳۰۰ .۲۰۲۴p. 117992.
- [34] Lohse-Busch, H., et al., Technology assessment of a fuel cell vehicle: 2017 Toyota Mirai. 2018, Argonne National Lab.(ANL), Argonne, IL (United States).
- [35] Shi, W., et al., Online energy management strategy considering fuel cell fault for multi-stack fuel cell hybrid vehicle based on multi-