

طراحی سیستم کنترل پیشبین غیرخطی مبتنی بر مدل برای فرازآوری با استفاده از پمپ الکتریکی درون چاهی

فریدالدین میرزایی هرسینی، مهدی نظری صارم* و آرمین حسینیان
گروه مهندسی نفت، معدن و مواد، دانشکده عمران و منابع زمین، دانشگاه آزاد اسلامی واحد تهران مرکزی، ایران

تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۱۱/۱۸ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۰۲/۱۱

چکیده

فرازآوری مصنوعی با پمپ الکتریکی درون چاهی یکی از روش‌های متداول چاه محور برای افزایش یا نگهداشت تولید از چاه است. به منظور افزایش بازدهی، رعایت محدودیت‌های عملیاتی و ایمنی و کاهش زمان و هزینه تعمیرات به سیستم کنترل مناسب نیاز است. کنترل فرآیند فرازآوری با توجه به تعداد پارامترهای عملیاتی و محدودیت‌های ایمنی مجموعه تولید شامل مخزن، چاه و پمپ، کاری چالش برانگیز است. روش‌های مختلفی برای کنترل فرازآوری با پمپ الکتریکی درون چاهی پیشنهاد شده است. کنترل مبتنی بر این روش‌ها یا به علت استفاده از تقریب خطی برای مدل‌سازی فرآیند فرازآوری از دقت کافی برخوردار نیستند یا به دلیل استفاده از روابط دینامیک و حل آن‌ها برای شبیه‌سازی فرآیند و بار سنگین محاسباتی قابلیت پیاده‌سازی بر روی سخت‌افزارهای مرسوم را ندارند. در این تحقیق یک سیستم کنترل پیشبین غیر خطی متناسب با اهداف کنترلی فرآیند فرازآوری با پمپ الکتریکی درون چاهی و با در نظر گرفتن محدودیت‌های عملیاتی و ایمنی توسعه داده شده است. علاوه بر این به منظور کاهش بار محاسباتی و با در نظر گرفتن طبیعت غیر خطی فرآیند، از یک مدل غیر خطی با ساختار مبتنی بر شبکه‌های عصبی به عنوان مدل پیشبین در ساختار کنترل کننده استفاده شده است. به منظور بررسی کارایی کنترل کننده و مدل توسعه داده شده، عملکرد کنترل کننده بر روی چاه شماره ۸۸ میدان اهواز- آسماری منتخب نصب پمپ الکتریکی درون چاهی ارزیابی شده است. کنترل کننده توسعه داده شده به خوبی رفتار مرجع را پیروی کرده و از طرف دیگر به خوبی اغتشاشات ورودی به سیستم را جبران‌سازی می‌کند. همچنین طراحی کنترل کننده به گونه‌ای است که محدودیت‌های عملیاتی و ایمنی در ساختار کنترل کننده وارد شده و رفتار سیستم به گونه‌ای تنظیم می‌شود که این محدودیت‌ها نقض نشوند.

کلمات کلیدی: فرازآوری مصنوعی، پمپ الکتریکی درون چاهی، شبکه عصبی، کنترل کننده

*مسئول مکاتبات

آدرس الکترونیکی: mah.nazari_sarem@iauctb.ac.ir
شناسه دیجیتال: (DOI:10.22078/PR.2022.4734.3124)

مقدمه

پمپ الکتریکی درون‌چاهی (ESP) یکی از محبوب‌ترین روش‌های فرازآوری مصنوعی مورد استفاده در صنایع نفت و گاز محسوب می‌شود. یک پمپ الکتریکی درون‌چاهی^۱ متشکل از یک پمپ سانتریفیوژی چند مرحله‌ای است که به منظور افزایش فشار سیال تولیدی چاه و تولید با دبی مطلوب در عمق چند صد متری تا چند هزار متری درون چاه نصب می‌شود. با وجود بهره‌وری بالای فرازآوری با پمپ ESP، استفاده از این روش در محدوده وسیعی از شرایط عملیاتی به علت ناحیه کاری محدود و غیرمنعطف پمپ ESP ممکن نبوده و عملکرد طولانی مدت پمپ در خارج از محدوده کاری تعیین شده می‌تواند منجر به افت شدید عملکرد و وارد شدن آسیب مکانیکی غیر قابل جبران به پمپ گردد [۱]. امروزه در بسیاری از چاه‌های با اجرای ESP از راه اندازه‌های سرعت متغیر^۲ استفاده می‌شود. استفاده از راه اندازه سرعت متغیر به بهره‌بردار اجازه می‌دهد متناسب با شرایط عملیاتی و بهره‌برداری، سرعت چرخش پمپ و در نتیجه نقطه عملکرد پمپ را تغییر داده تا بتوان از پمپ در ناحیه عملیاتی وسیع‌تری استفاده کرد [۲-۴]. کنترل دستی فرآیند فرازآوری با توجه به تعداد پارامترهای عملیاتی و محدودیت‌های ایمنی مجموعه تولید شامل مخزن، چاه و پمپ، کاری چالش برانگیز است [۵]. تخمین زده شده است که در حدود ۲۳٪ از خرابی‌های پمپ ESP به علت خطای اپراتور در کنترل پمپ رخ می‌دهد. در نتیجه، سیستم کنترل اتوماتیک جهت کنترل و نظارت بر عملیات فرازآوری برای اطمینان از عملکرد مطلوب و رعایت محدودیت‌های عملیاتی و ایمنی مورد نیاز است [۶]. روش‌های مختلفی برای کنترل فرازآوری با پمپ ESP پیشنهاد شده است. شارما و همکارش از کنترل‌کننده‌های تناسبی-انتگرالی (PI) برای کنترل سرعت پمپ و بازشدگی شیر سرچاهی به منظور کنترل دبی سیال تولیدی استفاده کردند اما در طراحی آن‌ها هدف اصلی،

بهینه‌سازی شرایط تولید بوده و اثر ورود اغتشاشات به مجموعه فرازآوری در نظر گرفته نشده بود [۷]. بایندر و همکارانش مدلی دینامیک برای فرازآوری با پمپ ESP توسعه دادند و از مدل توسعه داده شده در طراحی کنترل‌کننده پیش‌بین خطی^۳ (LMPC) استفاده کردند. کنترل فشار ورودی پمپ و کاهش مصرف انرژی اهداف اصلی سیستم کنترل طراحی شده بود [۸]. پاولو و همکارانش در مطالعه‌ای [۶] چالش‌های طراحی سیستم کنترل برای فرآیند فرازآوری را بررسی کردند و یک سیستم کنترل LMPC برای فرازآوری پمپ ESP پیشنهاد دادند. کرشنامورثی و همکارانش نیز برای کنترل فرازآوری با پمپ ESP از کنترل LMPC استفاده کردند. آن‌ها برای کاهش اتلاف انرژی، شیر سرچاهی را تا بیشترین مقدار ممکن باز نگه داشتند [۹].

کنترل‌کننده پیشنهادی پاولو، بایندر و کرشنامورثی از مدل‌های خطی برای کل ناحیه عملکردی پمپ استفاده می‌کند. با توجه به ذات غیرخطی فرآیند فرازآوری ESP، استفاده از مدل خطی سبب می‌شود تعدادی از دینامیک‌های فرآیند برداشت نشده و سیستم کنترل در صورت تغییرات بزرگ در ناحیه عملیاتی به درستی عمل نکند. دلو و همکارانش برای رفع این مشکل از کنترل LMPC با راهبرد انطباقی^۴ استفاده کردند [۱۰]. در طرح پیشنهادی آن‌ها، برای نواحی مختلف عملیاتی پمپ مدل‌های مختلفی توسعه داده شد و در صورت ورود پمپ به هر ناحیه سیستم کنترل از مدل مربوط به همان ناحیه برای پیش‌بینی استفاده می‌کرد.

اورم و همکارش برای کنترل پمپ‌های ایستگاه‌های پمپاژ زیر دریایی که مشابه فرآیند فرازآوری است یک سیستم کنترل پیش‌بین غیرخطی^۵ (NMPC) توسعه دادند [۱۱].

1. Electrical Submersible Pump

2. Variable Speed Drive

3. Linear Model Predictive Controller

4. Adaptive

5. Nonlinear Model Predictive Controller

انتها عملکرد مدل توسعه داده شده و کنترل کننده طراحی شده بر روی یک چاه منتخب نصب پمپ ESP ارزیابی می‌شود.

بیان مسئله کنترل

هدف اصلی از کنترل مجموعه فرازآوری افزایش سود با بیشینه کردن نرخ تولید و کمینه کردن توان مصرفی است درحالی که محدودیت‌های عملیاتی و ایمنی چاه و پمپ حفظ شده، به پمپ آسیبی نرسیده و عملیات بهره‌برداری از چاه با اختلال مواجه نشود. از آنجایی که نرخ تولید چاه به‌طور مستقیم به فشار کف چاه (P_{bh}) وابسته است، یکی از روش‌های اصلی کنترل پمپ ESP، کنترل فشار ورودی پمپ (P_{in}) مطابق یک رفتار مرجع (P_{in}^{Ref}) است، درحالی که توان مصرفی پمپ (BHP) کمینه شده یا به یک بازه مشخص محدود شده باشد.

$$P_{in} \rightarrow P_{in}^{Ref} \quad (1)$$

$$\text{minimize } BHP \text{ or } BHP \leq BHP_{max} \quad (2)$$

در کنار این دو هدف اصلی نیاز است قیود و محدودیت‌های زیر نیز در نظر گرفته شوند.

• هد تولیدی پمپ از مقدار قابل تحمل پمپ بیشتر نباشد.

$$P_{ESP} \leq P_{ESP}^{Max} \quad (3)$$

• سرعت چرخش پمپ در بازه طراحی شده باشد.

$$r_{min} \leq r \leq r_{max} \quad (4)$$

• مقدار بازشدگی شیر جهت کاهش اتلاف انرژی بیشینه باشد.

$$S \rightarrow S_{max} \quad (5)$$

• نرخ تغییرات سرعت پمپ و سرعت باز و بسته شدن شیر به دلیل محدودیت‌های مکانیکی، محدود است.

$$\begin{aligned} |\Delta r| &\leq \Delta r_{max} \\ |\Delta S| &\leq \Delta S_{max} \end{aligned} \quad (6)$$

به‌منظور اعمال کنترل روی فرآیند فرازآوری، دو ورودی کنترلی در مجموعه فرازآوری در نظر گرفته شده است.

آن‌ها از مدل غیرخطی به‌دست آمده از روابط دینامیک حاکم بر عملکرد پمپ و حل مستقیم این روابط به‌عنوان مدلی برای پیش‌بینی رفتار سیستم در کنترل کننده استفاده کردند. همان‌طور که شرح داده شد، اکثر سیستم‌های کنترل پیشنهاد شده بر پایه مدلی خطی از فرآیند فرازآوری طراحی شده‌اند. استفاده از تقریب خطی در طراحی کنترل کننده با توجه به ماهیت غیرخطی فرآیند فرازآوری در صورت انحراف از شرایط طراحی، تغییر نسبتاً بزرگ پارامترهای عملیاتی و یا ورود اغتشاشات بزرگ به سیستم سبب شکست کنترل کننده شده و فرآیند رفتاری نامطلوب یا پیش‌بینی نشده از خود نشان می‌دهد که می‌تواند سبب مخاطرات ایمنی شود. در دسته دیگری از کنترل کننده‌ها از مدل‌های جبری و دیفرانسیلی برای مدل‌سازی فرآیند استفاده شده است. گرچه دقت این دسته از مدل‌ها بسیار بالاست اما بار محاسباتی بالای آن‌ها، پیاده‌سازی کنترل کننده طراحی شده با این روش بر روی سخت‌افزارهای مرسوم را غیرعملی می‌کند.

هدف این تحقیق، توسعه یک سیستم کنترل جهت پاسخ‌گویی مناسب به نیازمندی‌های کنترلی فرآیند فرازآوری ESP است. با توجه به طبیعت غیرخطی فرآیند فرازآوری، چند متغیره بودن سیستم و با در نظر گرفتن چند هدفه بودن مسئله کنترل، کنترل کننده پیش‌بین غیرخطی مبتنی بر مدل به‌عنوان گزینه مناسب انتخاب شده است. جهت رعایت محدودیت‌های ایمنی و عملیاتی، قیود مختلف در ساختار کنترل کننده تعریف شده است. همچنین به‌منظور کاهش بار محاسباتی کنترل کننده از مدل دینامیک غیرخطی NARX و ساختار شبکه‌های عصبی موجک در ساختار کنترل کننده و بخش پیش‌بینی استفاده می‌شود. استفاده از مدل و کنترل کننده غیرخطی سبب می‌شود که سیستم تحت کنترل تحت شدیدترین اغتشاشات و تغییرات نیز به‌خوبی رفتار مرجع را دنبال کرده و اغتشاشات را جبران‌سازی کند. در

به صورت مجموع انحراف رفتار پیش‌بینی شده سیستم $\hat{y}_p(t)$ از رفتار مرجع $y_{ref}(t)$ در بازه افق پیش‌بینی n_p و میزان انرژی مصرفی برای کنترل سیستم یا به عبارت دیگر، تغییرات سیگنال کنترل $\Delta u(t)$ در بازه افق کنترل n_u مدل می‌شود.

$$\pi(u) = \sum_{i=n_1}^{n_p} \lambda_1(i) [y_{ref}(t+i) - \hat{y}_p(t+i|t)]^2 +$$

$$\sum_{i=1}^{n_u} \lambda_2(i) [\Delta u(t+i-1)]^2$$

به منظور محاسبه سیگنال کنترلی $u(t)$ در هر لحظه نیاز است با کمک روش‌های بهینه‌سازی، مسئله (۸) تحت قیود غیر خطی (۹) حل کنیم و سپس خروجی کنترلی محاسبه شده را به سیستم اعمال کنیم.

$$\min_u \pi(u) \quad (8)$$

$$\begin{cases} y_{\min} \leq y(t) \leq y_{\max} \\ u_{\min} \leq u(t) \leq u_{\max} \\ \Delta u_{\min} \leq \Delta u(t) \leq \Delta u_{\max} \end{cases} \quad (9)$$

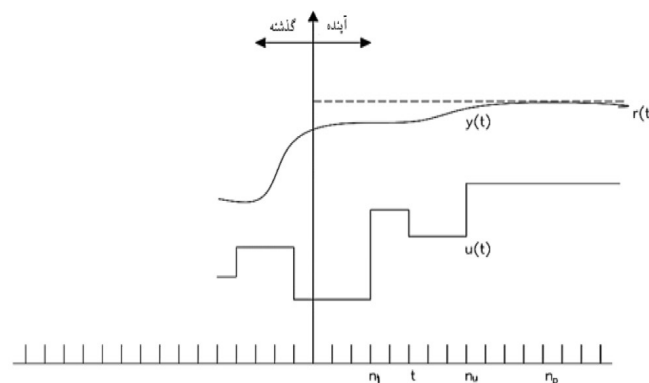
تخمین مدل غیرخطی

همان‌طور که گفته شد، فرآیند فرازآوری با پمپ ESP یک فرآیند دینامیک غیر خطی است. از طرف دیگر برای پیش‌بینی رفتار سیستم تحت سناریوهای مختلف در کنترل‌کننده نیاز به یک مدل از سیستم تحت بررسی داریم. استفاده از مدل‌های تحلیلی و حل روابط دیفرانسیل حاکم بر آن‌ها کاری بسیار

اولین ورودی، فرکانس تغذیه موتور کوپل شده به پمپ ESP یا سرعت چرخش پمپ (r) می‌باشد. ورودی دوم میزان بازشدگی شیر خفه‌کننده سرچاهی^۱ (s) است. در نتیجه برای کنترل فرآیند فرازآوری نیاز به کنترل‌کننده‌ای چندمتغیره، چندهدفه و با قابلیت در نظر گرفتن قیود و محدودیت‌ها داریم که بتواند به خوبی نسبت به تغییرات مرجع پاسخ داده و اغتشاشات ورودی به سیستم را جبران کند.

کنترل‌کننده

با توجه به نیازمندی‌های کنترلی و غیرخطی بودن فرآیند فرازآوری، در این تحقیق کنترل‌کننده پیش‌بین غیر خطی مبتنی بر مدل (NMPC) پیشنهاد شده است. کنترل‌کننده NMPC، یک نمونه از روش‌های کنترل پیشرفته است که در آن کنترل‌کننده با استفاده از مدل دینامیک غیرخطی از فرآیند تحت کنترل، خروجی سیستم را برای بازه افق پیش‌بینی n_p در هر لحظه t محاسبه می‌کند. سپس با توجه به ملاک مشخص و با در نظر گرفتن محدودیت‌های سیستم، رفتار مجموعه تحت سناریوهای مختلف را پیش‌بینی کرده، بهینه‌ترین ورودی کنترلی را انتخاب کرده و به سیستم اعمال می‌کند [۱۲ و ۱۳]. راهبرد کنترل‌کننده پیش‌بین در شکل ۱ نمایش داده شده است. تابع هدف در کنترل‌کننده NMPC معمولاً مطابق رابطه ۷



شکل ۱ راهبرد کنترل‌کننده پیش‌بین

تعیین‌کننده رفتار شبکه است. از نقاط قوت شبکه‌های عصبی آموزش‌پذیری آن‌ها است به این معنی که با ارائه مجموعه مثالی از داده‌های ورودی و خروجی یک سیستم، یک شبکه عصبی را می‌توان به گونه‌ای آموزش داده که رفتار مشابه سیستم اصلی را در خروجی برای ورودی‌های مشابه تولید کند. از طرف دیگر، شبکه‌های عصبی پس از آموزش دیدن قادر به تعمیم نتایج یادگیری برای ورودی‌های دیده نشده هستند. در واقع، یک شبکه عصبی در کنار حافظه، قدرت تعمیم دادن نیز دارد. برای آموزش مدل، تعیین پارامترها و آرایش شبکه لازم است از سیستم تحت بررسی داده جمع‌آوری شود. برای این منظور ورودی‌های سیستم مد نظر طی آزمایش یا شبیه‌سازی کامپیوتری به شکل مناسب تحریک شده و رفتار خروجی ثبت می‌شود. سپس از این مجموعه ورودی و خروجی برای آموزش، تست و ارزیابی مدل به‌دست آمده استفاده می‌شود. به همین دلیل نیاز است با استفاده از روابط حاکم بر فرآیند تحت نظر شبیه‌سازی لازم در محیط مناسب انجام شود.

روابط حاکم بر فرآیند فرازآوری

شمای ساده‌ای از فرآیند فرازآوری و چاه در شکل ۲ نمایش داده شده است. پمپ ESP افزایش فشار لازم برای سیال تولیدی که از فصل مشترک چاه و مخزن به چاه وارد شده است را فراهم می‌کند. سیال با فشار بالاتر سپس با دبی مطلوب از طریق مسیر چاه و شیر سرچاهی به خطوط انتقال و چندراهه‌ها وارد شده و به سمت واحدهای بهره‌برداری جریان می‌یابد. در ادامه، به شکل خلاصه بخش‌های مختلف مجموعه فرازآوری را بررسی کرده و روابط حاکم در هر بخش را شرح می‌دهیم. در این تحقیق از روابط ارائه شده در مراجع [۸، ۹، ۱۶ و ۱۹] استفاده می‌شود.

زمان‌بر بوده و از نظر محاسباتی پرهزینه است. لذا در این تحقیق سعی می‌کنیم رفتار مجموعه فرازآوری را با استفاده از مدل‌های ساده‌تر تخمین بزنیم. گرچه استفاده از مدل‌های تخمینی دقت را کاهش می‌دهند اما حلقه بازخورد کنترل‌کننده کاهش دقت حاصل شده را جبران می‌کند. در فرآیندهای دینامیک مقدار خروجی مطابق رابطه ۱۰ در هر لحظه t وابسته به مقادیر فعلی و گذشته ورودی و مقادیر گذشته خروجی است.

$$y(t) = f(\phi(t, \theta), \theta) \quad (10)$$

که در آن $y(t)$ مقدار خروجی مدل، $\phi(t, \theta)$ بردار رگرسورها، θ مجموعه پارامترهای مدل و f یک تابع غیرخطی است. انتخاب رگرسورها معمولاً براساس دانش از فرآیند تحت بررسی و سعی و خطا انجام می‌شود. یکی از انواع رگرسورهای محبوب در تخمین فرآیندهای غیرخطی استفاده از مدل NARX^۱ می‌باشد که مطابق رابطه ۱۱ رگرسورهای آن مبتنی بر مجموعه‌ای از ورودی و خروجی‌های گذشته فرآیند است [۱۴ و ۱۵].

$$\phi(t) = \quad (11)$$

$$[y(t-1), \dots, y(t-n_a), u(t-n_a), \dots, u(t-n_k-n_b)]^T$$

پس از انتخاب رگرسورهای مدل (یا به عبارت دیگر مقادیر) لازم است تابع غیرخطی مدل نیز تعیین شود. تابع f باید به گونه‌ای انتخاب شود که پس از مشخص کردن مجموعه پارامترهای θ نگاشتی صحیح میان رگرسورهای مدل و خروجی مدل پیاده‌سازی کند. انتخاب‌های زیادی برای ساختار تابع مدل وجود دارد. در این تحقیق از شبکه‌های عصبی برای این منظور استفاده می‌شود.

شبکه‌های عصبی با الگویی از شبکه‌های عصبی زیستی، خانواده‌ای از توابع غیرخطی متشکل از واحدهای پردازشی ساده به نام نورون هستند که در یک شبکه به کمک اتصالاتی با وزن مشخص به یک دیگر متصل شده‌اند. نوع، تعداد و نحوه اتصال نورون‌ها در شبکه و وزن اتصالات بین آن‌ها

در طول مسیر تولید بوده، A سطح مقطع مسیر تولید و v سرعت سیال است.

همچنین، از قانون پایستگی تکانه خواهیم داشت:

$$\frac{\partial \rho A g}{\partial t} + \frac{\partial (\rho A g^2)}{\partial z} = -A \frac{\partial \rho A g}{\partial t} - F - \rho A g \frac{\partial h}{\partial z} \quad (14)$$

که در آن F تلفات فشار ناشی از اصطکاک سیال و h ارتفاع سیال در چاه است. حال با تقسیم مسیر تولید از کف چاه تا سرچاه به حجم‌های کنترلی مختلف می‌توان روابط ۱۳ و ۱۴ را با در نظر گرفتن فرض‌های ساده‌سازی (روابط ۱۷-۱۵) به صورت ساده شده برای هر حجم کنترلی در نظر گرفت. همچنین با توجه به کاربرد مدل برای طراحی کنترل‌کننده، در نظر گرفتن تنها دو حجم کنترلی CV_1 از کف چاه تا ورودی پمپ و CV_2 از خروجی پمپ تا قبل از شیر سرچاهی کفایت می‌کند [۶].

با این عمل حجم محاسبات لازم به شدت کاهش یافته و کاهش دقت حاصل شده در این ساده‌سازی به وسیله حلقه بازخورد در نظر گرفته شده در ساختار کنترل‌کننده جبران می‌شود.

فرض اول: انباشت سیال در هر حجم کنترلی صفر است.

$$Q_1 = Q_2 = Q \quad (15)$$

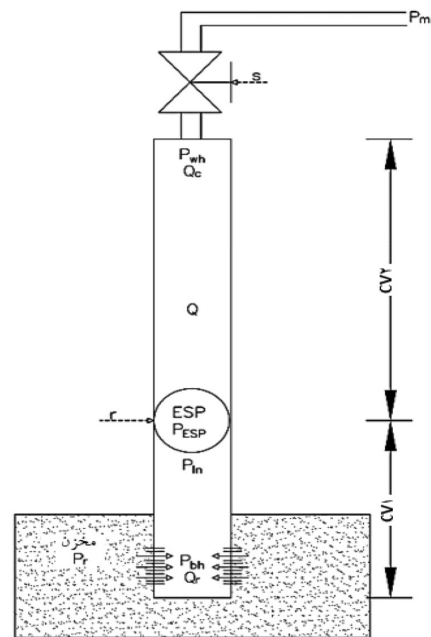
فرض دوم: تغییرات فشار در هر نقطه از هر حجم کنترلی برابر تغییرات فشار متوسط حجم کنترلی می‌باشد

$$\dot{P} = \frac{\partial P(z, t)}{\partial t}, \forall z \quad (16)$$

فرض سوم: تغییرات چگالی (ρ) سیال ناشی از تغییرات دما و فشار سیال است، اما با توجه به کندتر بودن دینامیک‌های فشار می‌توان از اثر تغییرات دما صرف نظر کرد. در نتیجه خواهیم داشت:

$$d\rho = \frac{\rho_0}{\beta} dP \quad (17)$$

که در آن β مدولوس حجم سیال^۱ بوده و ρ_0 چگالی سیال در شرایط استاندارد است.



شکل ۲ شمای فراآوری با پمپ ESP

تولید از مخزن

توانایی مخزن در تولید به کمک روابط عملکرد جریان‌ی یا IPR که توصیف کننده ارتباط میان نرخ تولید از مخزن (Q_r) و گرادیان فشار بین مخزن و چاه است، مطابق رابطه ۱۲ محاسبه می‌شود.

$$Q_r = J(\bar{P}_r - P_{bh}) \quad (12)$$

روابط IPR تحلیلی و تجربی متعددی براساس رژیم جریان‌ی، فشار مخزن، چاه و فشار نقطه حباب سیال مخزن و شرایط سیال تولیدی معرفی و توسعه داده شده‌اند. در این تحقیق با در نظر گرفتن این شرایط در هر مورد از روابط Vogel, Productivity Index یا دیگر روابط معرفی شده در مرجع [۲۰] استفاده می‌شود.

جریان سیال در لوله تولید

برای مدل‌سازی دینامیک جریان سیال تولیدی در مسیر تولید می‌توان حرکت سیال را به صورت جریان تک بعدی در لوله عمودی در نظر گرفت [۱۷] و [۲۱]. در این صورت مطابق قانون پایستگی جرم خواهیم داشت،

$$\frac{\partial PA}{\partial t} + \frac{\partial \rho A v}{\partial z} = 0 \quad (13)$$

که در آن P فشار سیال در زمان t در نقطه z

1. Fluid Bulk Modulus

$$\frac{Q_2}{Q_1} = \frac{r_2}{r_1} \quad (23)$$

$$\frac{P_{ESP-2}}{P_{ESP-1}} = \left(\frac{r_2}{r_1}\right)^2$$

$$\frac{BHP_2}{BHP_1} = \left(\frac{r_2}{r_1}\right)^3$$

درخصوص اثر گرانروی بر عملکرد پمپ، برای نفت سبک یا سیالات با گرانروی نزدیک به سیال استاندارد نیازی به اصلاح مقادیر ناست. اما در صورتی که سیال پمپ شده گرانروی بسیار بالاتری از آب داشته باشد نیاز است که منحنی‌های عملکرد پمپ مطابق روابط زیر اصلاح شوند:

$$Q_{vis} = C_Q Q_w \quad (24)$$

$$H_{vis} = C_H H_w$$

$$\eta_{vis} = C_\eta \eta_w$$

ضرایب C_Q ، C_H و C_η برای سیالات با گرانروی مختلف توسط مؤسسه هیدرولیک در نمودارها و جداول مختلف گزارش شده است. در این تحقیق از روش تورزو و هم‌کارانش استفاده می‌شود. آن‌ها با برآزش منحنی مناسب برروی نمودارهای ارائه شده توسط مؤسسه هیدرولیک، روشی به مراتب سریع‌تر برای محاسبه ضرایب اصلاحی براساس تابعی از نرخ تولید تصحیح شده Q^* که خود تابعی از دبی Q_{BEP} و هد تولید شده H_{BEP} در نقطه بهینه عملکرد پمپ^۱ است، به‌دست آوردند. این روش به تفصیل در مرجع [۲۲] شرح داده شده است.

شیر سرچاهی

برای محاسبه دبی سیال عبوری از شیر سرچاهی (Q_C) از رابطه ۲۵ حاصل شده از ساده‌سازی روابط برنولی که در استاندارد ISA 75.01 به‌عنوان رابطه استاندارد شیرهای کنترلی معرفی شده است استفاده می‌شود [۲۳].

$$Q_C = sC_v \sqrt{\frac{P_m - P_{wh}}{\rho}} \quad (25)$$

که در آن P_m فشار پایین دست چاه و C_v ضریب شیر است که توسط سازنده شیر اعلام می‌شود.

حال با در نظر گرفتن فرض‌های بالا و انتگرال‌گیری از روابط ۱۳ و ۱۴ در طول حجم کنترلی می‌توان روابط دیفرانسیلی زیر را به‌دست آورد:

$$\frac{V_1}{\beta_1} \frac{dP_{bh}}{dt} = Q_r - Q \quad (18)$$

$$\frac{V_2}{\beta_2} \frac{dP_{wh}}{dt} = Q - Q_c \quad (19)$$

$$M \frac{dQ}{dt} = (P_{bh} - P_{wh} - F - \rho gh + \Delta P_{ESP}) \quad (20)$$

که در آن V_1 و V_2 حجم هر بخش از مسیر تولید، P_{bh} فشار کف چاه، P_{wh} فشار سرچاه، Q_r دبی تولید از مخزن، Q_c دبی عبوری از شیر سرچاهی و ΔP_{ESP} افزایش فشار تولید شده توسط پمپ است. برای محاسبه افت فشار ناشی از اصطکاک از رابطه ۲۱ که در مرجع [۱] معرفی شده است، استفاده می‌شود.

برای محاسبه افت فشار ناشی از اصطکاک از رابطه ۲۱ که در مرجع [۱] معرفی شده است، استفاده می‌شود.

$$F = \alpha \left(\frac{\mu}{\rho D Q}\right)^{0.25} \frac{l \rho Q^2}{D A^2} \quad (21)$$

که در آن μ گرانروی سیال، l طول مسیر تولید و D قطر سطح مقطع مسیر تولید است.

برای محاسبه پارامتر اینرسی سیال () نیز می‌توان از رابطه زیر استفاده کرد:

$$M = \int_l \frac{\rho(z)}{A(z)} dz \quad (22)$$

پمپ

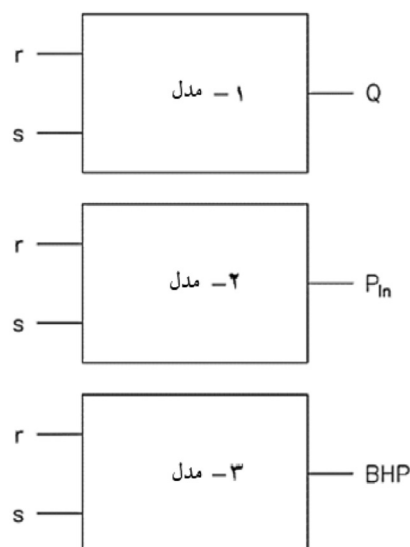
پارامترهای عملکردی پمپ مانند هد تولید شده، توان مصرفی و بازدهی پمپ در هر دبی توسط سازندگان پمپ ESP در نمودارهایی با عنوان نمودار عملکردی پمپ ارائه می‌شود. اما این نمودارها معمولاً برای سیال استاندارد (آب) در شرایط دما و فشار استاندارد (مطابق با API RP 11S2) تولید شده‌اند. برای محاسبه عملکرد پمپ در سرعت‌های چرخش متفاوت و سیال با گرانروی متفاوت از سیال استاندارد نیاز است که مقادیر گزارش شده اصلاح شوند. مطابق قانون Affinity برای پمپ با سایز پره ثابت در سرعت‌های مختلف روابط زیر برقرار است:

شبیه‌سازی و نتایج

BHP و دبی تولیدی Q را در خروجی تخمین بزند. برای این منظور از سه مدل NARX چند ورودی و یک خروجی مانند شکل ۳ استفاده می‌کنیم. برای آموزش شبکه‌ای که توانایی مناسب در تخمین خروجی سیستم در شرایط مختلف را داشته باشد لازم است مجموعه داده ورودی و خروجی مناسب از سیستم تولید کنیم. برای این منظور با استفاده از مولد سیگنال شبه تصادفی^۱ ورودی‌های r و s به تعداد ۱۵۰۰ نمونه با دامنه و بازه زمانی تصادفی و تغییرات تصادفی تولید می‌کنیم. سیگنال‌های تحریک تولید شده و پاسخ سیستم در شکل ۴ نمایش داده شده‌اند. در مرحله بعد داده‌ها را به ترتیب به سه دسته ۱۰۰۰ تایی، ۳۰۰ تایی و ۲۰۰ تایی برای آموزش، تست و ارزیابی مدل (شبکه) تقسیم کرده و برای جلوگیری از اثرگذاری واحد کمیت‌ها بر روی شبکه، مقادیر را به بازه $[-1, 1]$ تبدیل می‌کنیم. در این تحقیق از شبکه‌های عصبی موجک^۲ یا Wavenet استفاده شده است. شبکه‌های عصبی موجک از توابع موجک^۳ به‌عنوان توابع فعال‌سازی شبکه عصبی استفاده می‌کنند.

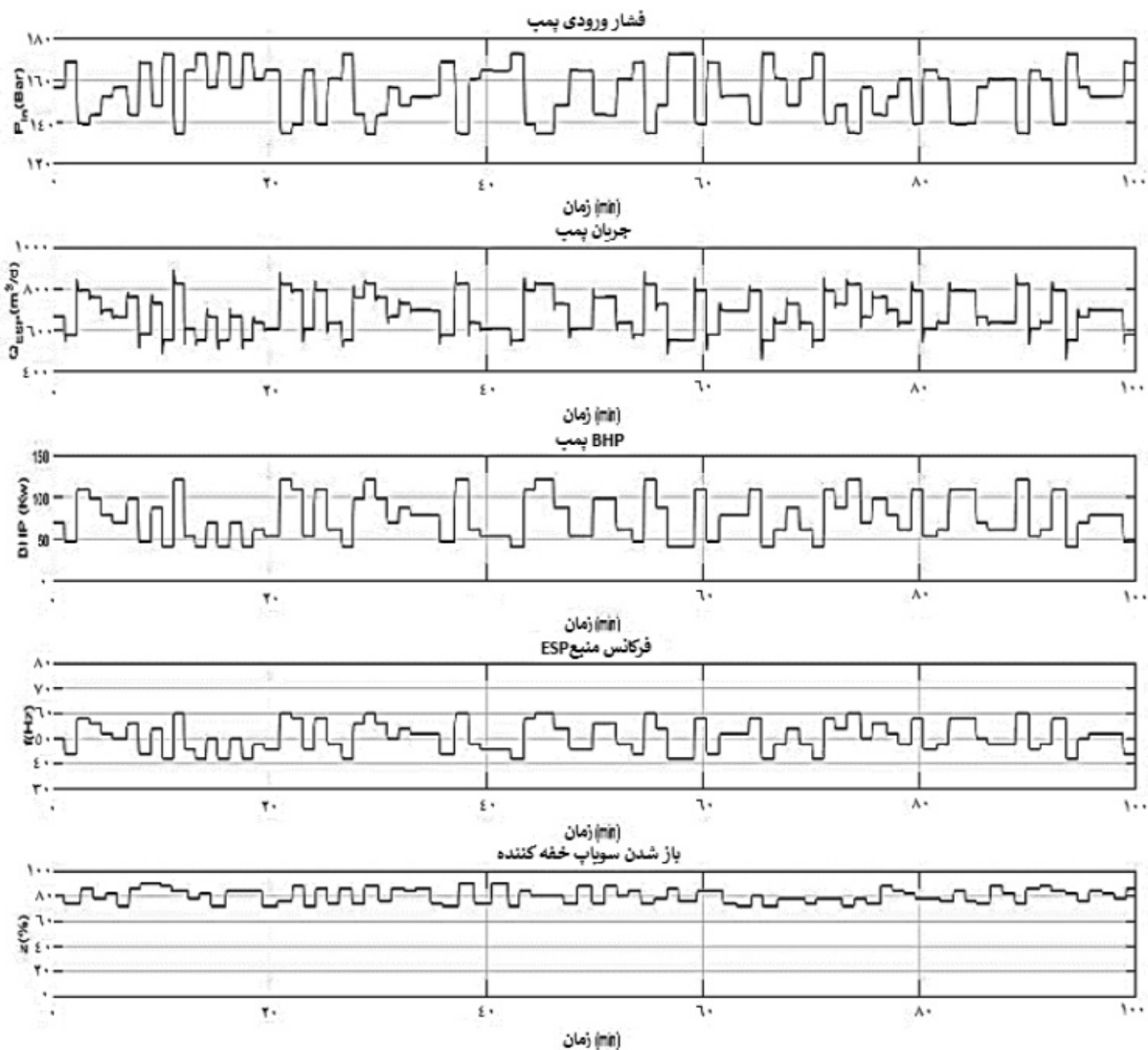
در این تحقیق به‌منظور بررسی عملکرد کنترل‌کننده توسعه داده شده بر روی یک مسئله واقعی، از کنترل‌کننده NMPC برای کنترل چاه شماره ۸۸ میدان اهواز آسماری استفاده شده است. شبیه‌سازی فرآیند و سیستم کنترل در محیط MATLAB پیاده‌سازی شده است. چاه شماره ۸۸ میدان اهواز آسماری با فشار متوسط مخزن bar ۷/۱۴ به‌ازای هر بار ۲۵۹ و شاخص تولید m^3/day ۷/۱۴ به‌ازای هر بار به‌جهت افزایش نرخ تولید از دبی کنونی ۱۷۴/۸ به دبی دلخواه m^3/day ۶۶۷/۴ منتخب نصب پمپ ESP است. مطابق طراحی صورت گرفته در نرم‌افزار Pipesim، پمپ شرکت Centrilift با شماره P47 با بازده بیشینه ۷۰٪ و تأمین هد bar ۶۲/۵ در ۸۲ مرحله با دامنه تولید ۴۴۵ تا m^3/day ۹۰۶ در عمق ۲۲۹۰ m دورن چاه در نظر گرفته شده است.

اولین مرحله، طراحی یک مدل غیرخطی از فرآزآوری چاه شماره ۸۸ برای استفاده به‌عنوان مدل پیش‌بین در کنترل‌کننده NMPC است. با توجه به توضیحات ارائه شده، مدل مد نظر باید دارای دو ورودی r و s بوده و مقادیر فشار ورودی پمپ P_{In} ، توان مصرفی



شکل ۳ مدل‌های تخمین‌زده شده

1. Pseudo Random Signal Generator
2. Wavelet Neural Network
3. Wavelet Functions



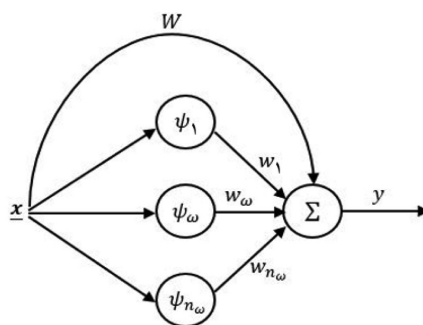
شکل ۴ سیگنال‌های ورودی و خروجی آزمایش

مجموعه از رگرورها که بهترین عملکرد را بر روی داده‌های تست و ارزیابی داشتند انتخاب شدند. رگرورهای انتخاب شده، تعداد نورون‌های هر شبکه و عملکرد مدل بعد از پایان آموزش بر روی داده‌های ارزیابی در **جدول ۱** نمایش داده شده است. ملاک سنجش عملکرد هر مدل بر روی داده‌های ارزیابی از رابطه ۲۶ محاسبه شده است که در آن \hat{y} خروجی سیستم و y خروجی مدل می‌باشد در **جدول ۲** نمایش داده شده است.

$$fit(\%) = 100 \left(1 - \frac{\|y - \hat{y}\|}{\|y - y_{mean}\|} \right) \quad (26)$$

محدود بودن دامنه پوشش توابع موجک، راحتی تعمیم توابع موجک به چند بعد و امکان استفاده از خاصیت چند تفکیکی^۱ توابع موجک برای آموزش شبکه عصبی از دلایل اصلی این انتخاب است [۲۴ و ۲۵]. ساختار شبکه در **شکل ۵** نشان داده شده است. همان‌طور که اشاره شد تعداد ۳ مدل شبکه عصبی با سه لایه شامل لایه ورودی، لایه پنهان (لایه شامل توابع موجک) و لایه خروجی به‌عنوان مدل برای پیش‌بینی رفتار سیستم در کنترل‌کننده با استفاده از داده‌های تولید شده تخمین زده شد. برای انتخاب رگرورهای هر مدل پس از آموزش تعدادی مدل با مجموعه رگرورهای مختلف بهترین

1. Multi-Resolution



شکل ۵ شبکه عصبی موجک

جدول ۱ نتیجه مدل‌های تخمین زده شده

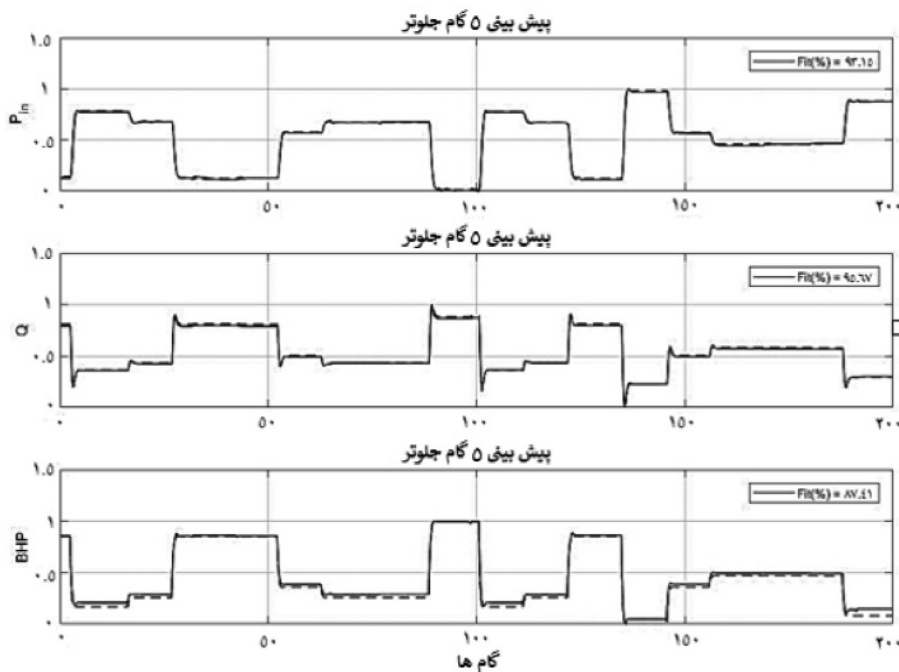
مدل	Q	P_n	BHP
رگرسورها $[n_a^1, n_a^2, n_b, n_k]$	$[4, 4, 2, 1]$	$[3, 2, 3, 1]$	$[4, 2, 3, 1]$
تعداد نورون‌ها	۱۲	۱۰	۱۸
درصد هم‌خوانی (Fit) (داده آموزش)	۹۷/۱۲	۹۶/۳۵	۹۲/۵۶
درصد هم‌خوانی (Fit) (داده ارزیابی)	۹۶/۷۴	۹۵/۱۲	۹۰/۳۲
درصد هم‌خوانی (Fit) (پیش‌بینی ۵ گام جلوتر)	۹۵/۶۷	۹۳/۱۵	۸۷/۴۱

جدول ۲ مقادیر پارامترهای شبیه‌سازی چاه ۸۸

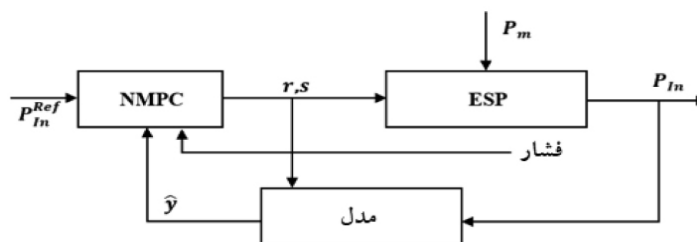
واحد	مقدار	پارامتر	
$m.s^{-2}$	۹/۸۱	ثابت گرانش	g
-	2×10^{-5}	ضریب شیر	C_v
m^2	۰/۰۰۸۱۰۷	سطح مقطع لوله تولیدی	A
m	۰/۱۰۱۶	قطر لوله تولیدی پایین دست پمپ	D
m	۲۴۰۰	عمق عمودی کلی چاه	H
m	۱۱۰	طول کلی لوله تولیدی از بخش تولید تا پمپ	L1
m	۲۲۹۰	طول کلی لوله تولیدی از پمپ تا سرچاه	L2
m^3	۰/۸۹	حجم لوله تولیدی پایین دست پمپ	V1
m^3	۱۸/۵۶	حجم لوله تولیدی بالا دست پمپ	V2
$Kg.m^{-3}$	۸۵۰	چگالی سیال تولیدی	ρ
bar	۲۵۹	فشار متوسط مخزن	P_r
$m^3.d^{-1}.bar^{-1}$	۷/۱۴	شاخص تولید چاه	PI
cP	۲۵	ویسکوزیته سیال تولیدی	μ
bar	۲۵/۲	فشار متوسط چندراهه	P_m

کنترلی مطابق موارد مطرح شده در بخش‌های قبلی نگهداری فشار ورودی پمپ مطابق یک رفتار مرجع و جلوگیری از اثرگذاری اغتشاشات بر روی عملکرد پمپ است به گونه‌ای که محدودیت‌های عملیاتی و ایمنی مجموعه فراآوری رعایت شوند. جهت بررسی بهتر عملکرد سیستم کنترل، از یک مولد سیگنال شبه تصادفی برای تولید سیگنال مرجع و اغتشاشات فشار پایین دست چاه استفاده شده است تا دامنه، بازه زمانی و زمان تغییرات به صورت تصادفی تعیین شوند. دیاگرام بلوکی سیستم کنترل در شکل ۷ نمایش داده شد است. در این مرحله از طراحی کنترل کننده لازم است پارامترهای تنظیمی کنترل کننده NMPC شامل مقادیر افق پیش‌بینی، افق کنترل و ضرایب جریمه مشخص شوند.

جهت ارزیابی مدل، عملکرد مدل‌های تخمین زده شده بر روی داده‌های ارزیابی و برای پیش‌بینی ۵ گام جلوتر سنجیده شد که نتایج حاصل در شکل ۶ نشان‌دهنده عملکرد بسیار عالی مدل تخمین زده شده برای پیش‌بینی رفتار سیستم در کنترل کننده می‌باشد. پس از طراحی مدل غیرخطی از فرآیند فراآوری، مرحله بعدی استفاده از مدل تخمین زده شده در کنترل کننده و ارزیابی عملکرد کنترل کننده در کنترل مجموعه فراآوری است. در سناریو در نظر گرفته شده، عملکرد سیستم کنترل طراحی شده برای پمپ نصب شده در چاه شماره ۸۸ تحت تغییرات متعدد مقدار مرجع فشار ورودی پمپ (پیروی از سیگنال مرجع) و تغییرات فشار پایین دست چاه (جبران اغتشاش) بررسی و تست می‌شود. هدف



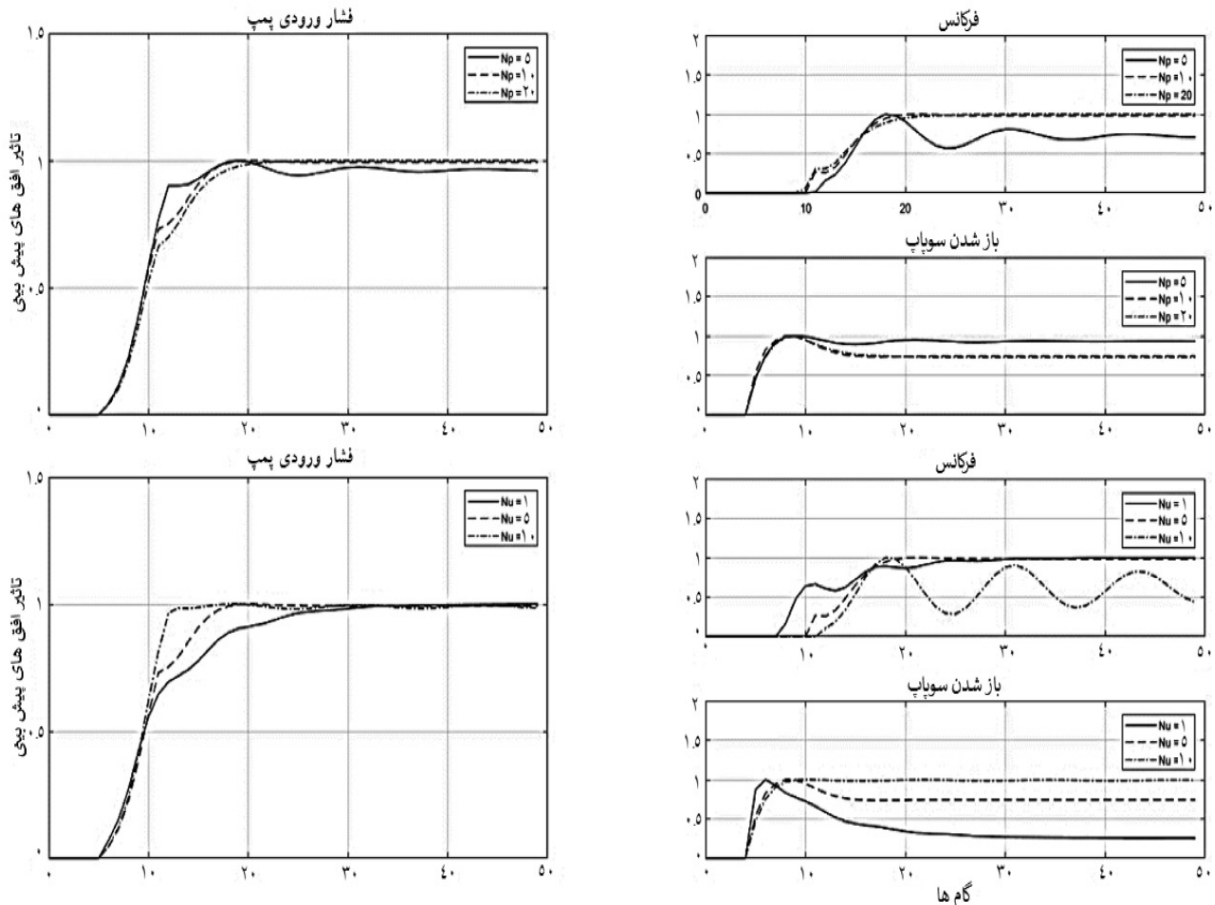
شکل ۶ عملکرد مدل‌های تخمین زده شده برای پیش‌بینی ۵ گام جلوتر



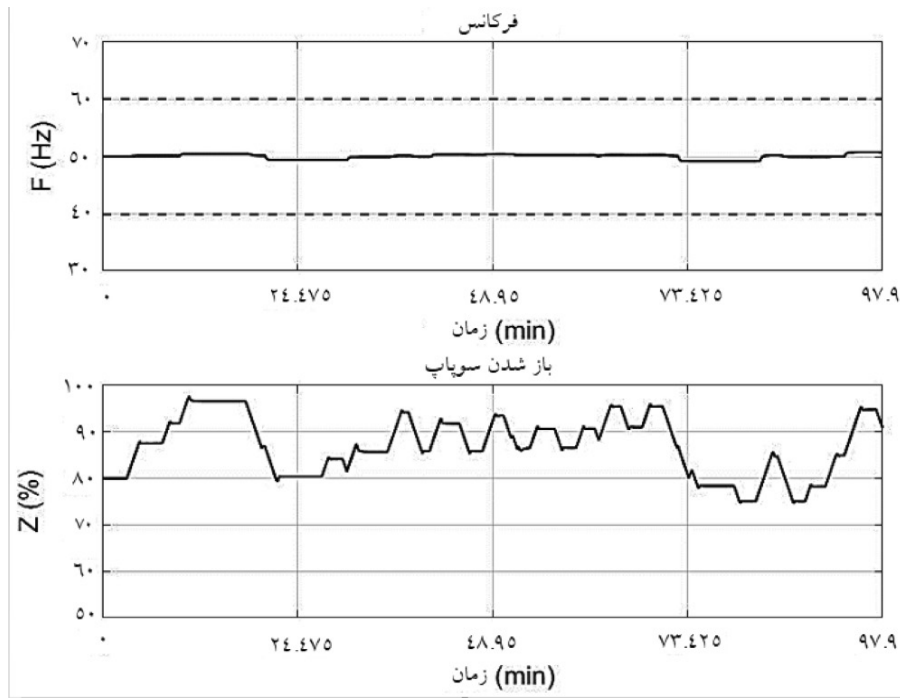
شکل ۷ دیاگرام بلوکی سیستم کنترل پیشنهادی

گرچه سرعت پاسخ‌گویی سیستم افزایش می‌یابد اما عمل کنترلی نوسانی و ناپایدار شده که مطلوب نیست. با توضیحات بالا و انجام سعی و خطا در طراحی کنترل‌کننده افق پیش‌بین ۱۰ و افق کنترل با طول ۳ در نظر گرفته شد. همچنین به‌منظور جلوگیری از اثرگذاری واحد کمیت‌ها بر روی تصمیم‌گیری کنترل‌کننده و مسئله بهینه‌سازی تمامی ورودی و خروجی‌های کنترل‌کننده به بازه یکسان $[-1, 1]$ تبدیل شدند. از آنجا که پیروی از فشار ورودی مرجع از اهمیت بیشتری نسبت به کاهش مصرف انرژی برخوردار است، ضریب جریمه انحراف از مقدار مرجع (λ_1) ۱۰ برابر ضریب جریمه مصرف انرژی (λ_2) انتخاب شده است. نتیجه پیاده‌سازی کنترل‌کننده بر روی مجموعه فرآزآوری چاه شماره ۸۸ با مشخصات مطرح شده و سناریو تعریف شده در شکل‌های ۹-۱۲ نمایش داده شده است.

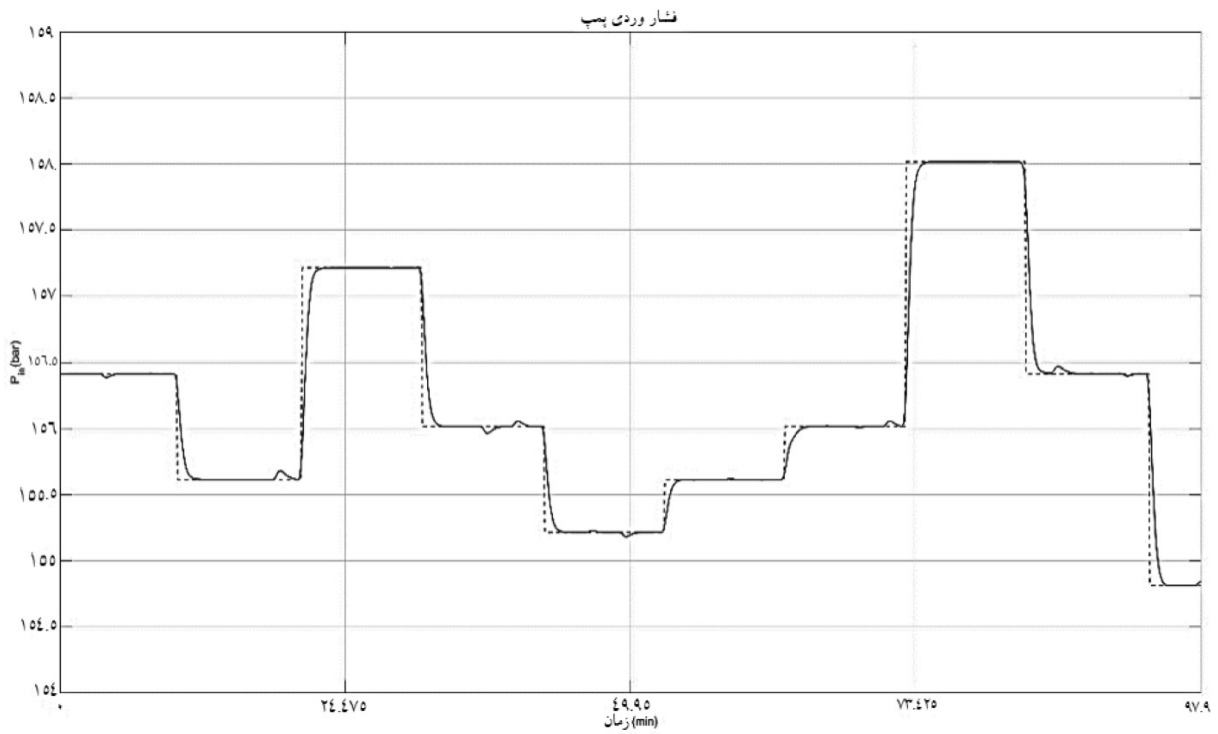
به‌طور معمول، مقدار افق پیش‌بینی را به گونه‌ای تعیین می‌کنند که کل بازه پاسخ‌گذرا سیستم را شامل شود درحالی‌که کران پایین افق پیش‌بینی باید از زمان تاخیر پاسخ سیستم بیشتر باشد. افق کنترل نیز باید به گونه‌ای انتخاب شود که زمان کافی برای اعمال سیگنال کنترلی جهت رساندن مقادیر کنترل شده به مقدار مرجع را بدون نیاز به عمل کنترلی شدید به سیستم ارائه دهد. مقادیر بزرگتر افق کنترل عملکرد کنترل‌کننده بهبود می‌بخشد اما از طرف دیگر بار محاسباتی نیز به‌شدت افزایش پیدا می‌کند. تأثیر انتخاب مقادیر مختلف برای افق کنترل و افق پیش‌بینی در عملکرد کنترل‌کننده در شکل ۸ نمایش داده شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود انتخاب مقادیر بزرگتر افق پیش‌بینی سبب افزایش پایداری سیستم، کاهش خطای حالت ماندگار می‌شود. از طرف دیگر با افزایش افق کنترل



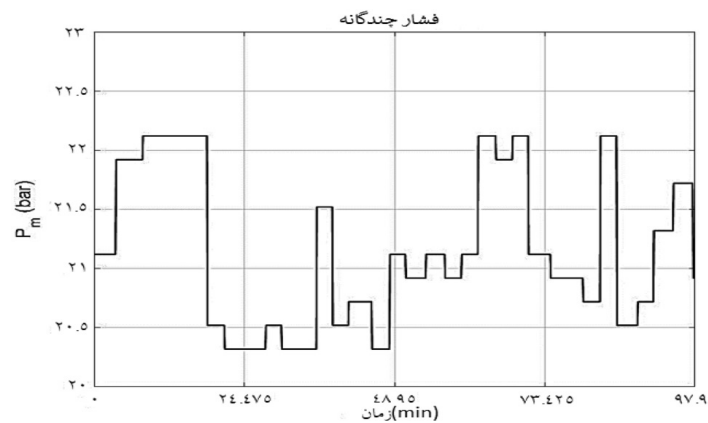
شکل ۸ اثر افق پیش‌بینی و افق کنترل بر عملکرد سیستم کنترل



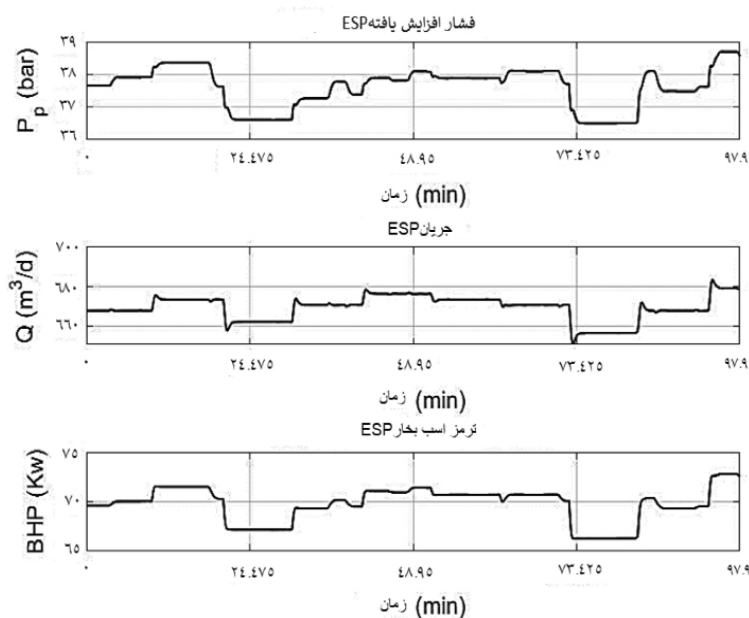
شکل ۹ خروجی کنترل کننده NMPC



شکل ۱۰ رفتار سیستم تحت کنترل NMPC



شکل ۱۱ تغییرات فشار سرچاهی



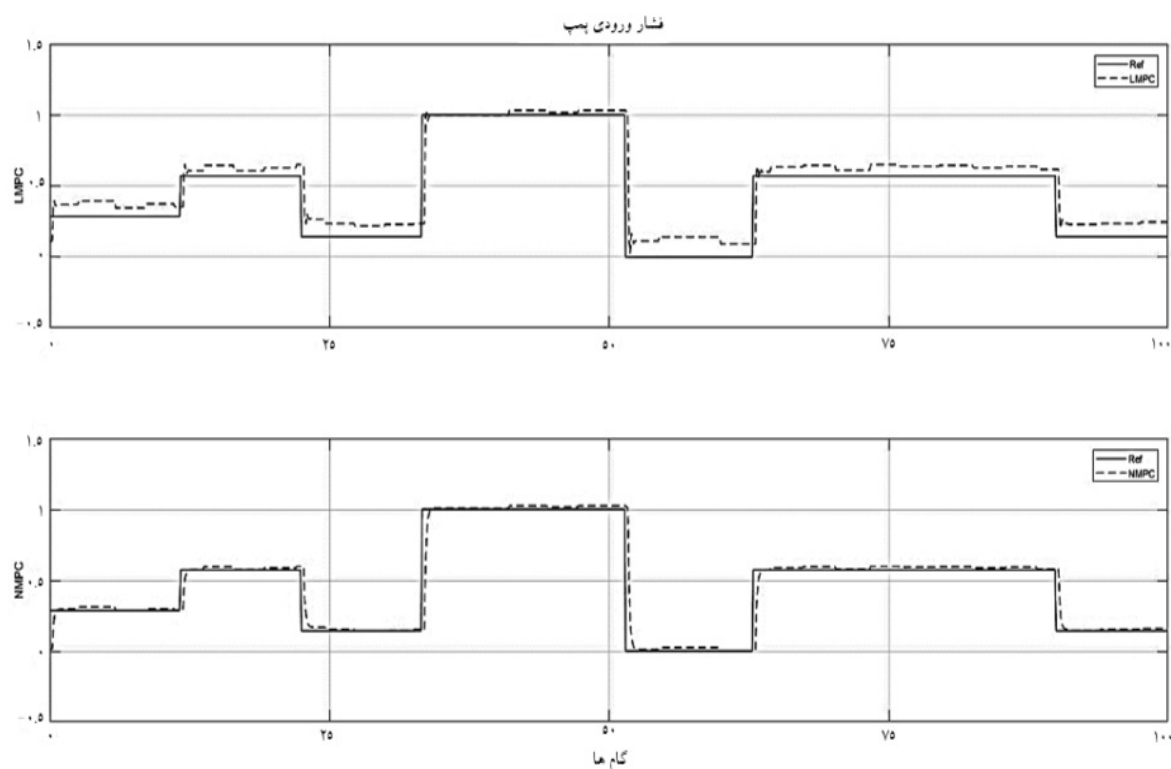
شکل ۱۲ هد تولیدی، دبی خروجی و توان مصرفی پمپ

داشته شده است. از طرف دیگر، هد تولیدی پمپ در بازه مجاز طراحی باقی مانده است. همچنین به علت استفاده از مدل NARX مبتنی بر شبکه عصبی بار محاسباتی کنترل کننده کاهش یافته است. در ادامه به منظور مقایسه، عملکرد سیستم کنترل NMPC توسعه داده شده با سیستم کنترل پیشبین خطی (LMPC) مقایسه شد. در طراحی کنترل کننده خطی از مدل خطی ARX با رگرسیون تعیین شده توسط برنامه شناسایی سیستم نرم افزار MATLAB استفاده شد. انتخاب رگرسیون براساس انتخاب بهترین مدل با کمترین میزان خطای پیش بینی

همان طور که مشخص است کنترل کننده تغییرات مرجع را به خوبی دنبال می کند. به علت استفاده از مدل و کنترل کننده غیرخطی، حتی با وجود تغییرات با دامنه بزرگ در سیگنال مرجع، سیستم کنترل قادر به پیروی از رفتار مطلوب بوده و به سرعت اغتشاشات را جبران کرده است. این درحالی است که کنترل کننده NMPC هیچ یک از محدودیت های تعریف شده را نقض نکرده و پمپ در محدوده عملیاتی مناسب خود باقی مانده است. همچنین، تغییرات سرعت چرخش پمپ بسیار نرم بوده و شیر سرچاهی نیز تا جای ممکن باز نگه

سیستم خطای ثابتی نسبت به مدار مرجع وجود دارد. همچنین سیستم کنترل نمی‌تواند به‌طور کامل اغتشاشات ورودی به فرآیند را جبران‌سازی کند. این درحالی است که سیستم کنترل NMPC به‌علت استفاده از مدل غیرخطی به‌خوبی رفتار مطلوب را دنبال کرده و اثرات اغتشاشات ورودی به سیستم را سریعاً جبران‌سازی می‌کند.

صورت گرفته است. تنظیم پارامترهای کنترل‌کننده LMPC نیز به‌کمک برنامه MPC Designer نرم‌افزار MATLAB صورت گرفت. عملکرد کنترل‌کننده LMPC طراحی شده در شکل ۱۳ نمایش داده شده است. همان‌طور که انتظار می‌رفت به‌علت استفاده از تخمین خطی و تفاوت مدل تخمین زده شده با فرآیند تحت بررسی (Mismatch) در خروجی



شکل ۱۳ مقایسه عملکرد کنترل‌کننده LMPC و NMPC

مرجع و جبران اغتشاشات، عملکرد کنترل‌کننده بر روی مجموعه فرازآوری چاه شماره ۸۸ میدان اهواز آسماری شبیه‌سازی شد. نتایج به‌دست آمده از شبیه‌سازی نشان می‌دهند که کنترل‌کننده طراحی شده به‌خوبی تغییرات سیگنال مرجع را دنبال می‌کند، اغتشاشات ورودی به مجموعه فرازآوری به‌سرعت جبران شده و در عین حال محدودیت‌های ایمنی و عملیاتی مجموعه فرازآوری با پمپ ESP نقض نشده‌اند.

نتیجه‌گیری

در این مقاله سیستم کنترل پیش‌بین غیرخطی مبتنی بر مدل برای مجموعه فرازآوری با پمپ الکتریکی درون‌چاهی طراحی و توسعه داده شد. به‌منظور کاهش بار محاسباتی کنترل‌کننده، مدل دینامیک غیرخطی مبتنی بر رگرسیون‌های مدل NARX و شبکه عصبی Wavenet به‌عنوان مدل تخمین‌زننده در ساختار NMPC طراحی شد. جهت بررسی عملکرد کنترل‌کننده در پیروی از رفتار

علائم و نشانه‌ها

Q_c : دبی عبوری از شیر سرچاهی ($m^3.s^{-1}$)
 Q_r : دبی تولیدی مخزن ($m^3.s^{-1}$)
 f : سرعت چرخش پمپ (Hz)
 S : بازشدگی شیر سرچاهی (%)
 Z : عمق (m)

A : سطح مقطع مسیر تولید (m²)
 BHP : توان مصرفی پمپ (kW)
 C_Q, C_H, C_η : ضرایب تصحیح گرانروی
 F : تلفات فشار ناشی از اصطکاک (bar)
 J : شاخص تولید ($m^3.s^{-1}.bar^{-1}$)
 M : پارامتر اینرسی سیال
 P_{bh} : فشار کف چاه (bar)
 P_{in} : فشار ورودی پمپ (bar)
 P_r : فشار متوسط مخزن (bar)
 P_m : فشار پایین دست چاه (bar)
 P_{wh} : فشار سرچاه (bar)
 ΔP_{ESP} : هد تولیدی پمپ (bar)

حروف یونانی

β : مدولوس حجم سیال
 μ : گرانروی سیال (cP)
 λ_1, λ_2 : ضرایب جریمه
 ρ : چگالی سیال ($kg.m^{-3}$)
 ν : سرعت سیال ($m.s^{-1}$)

مراجع

- [1]. Takacs G, (2017) Electrical submersible pumps manual: design, operations, and maintenance, Gulf Professional Publishing.
- [2]. Wilson B L, Liu J C (1985) Electrical submersible pump performance using variable speed drives, in SPE Production Operations Symposium, Society of Petroleum Engineers: Oklahoma City, Oklahoma, 7.
- [3]. Divine D L (1979) A Variable Speed Submersible Pumping System, in SPE Annual Technical Conference and Exhibition, Society of Petroleum Engineers: Las Vegas, Nevada, 12.
- [3]. Patterson M M, (2013) On the efficiency of electrical submersible pumps equipped with variable frequency drives: a field study, SPE Production and Facilities, 11: 61-64.
- [5]. Al-Jasmi A, Nasr H, Goel H, Moricca G, Carvajal G, Dhar J, Querales M, Villamizar M, Cullick A, Rodriguez J (2013) ESP Smart Flow integrates quality and control data for diagnostics and optimization in real time (Part of KwIDF Project). In SPE Middle East Intelligent Energy Conference and Exhibition, OnePetro, SPE Digital Energy Conference.
- [6]. Pavlov A, Krishnamoorthy D, Fjalestad K, Aske E, Fredriksen M (2014) Modelling and model predictive control of oil wells with Electric Submersible Pumps, IEEE Conference on Control Applications (CCA): 586-592.
- [7]. Sharma R, Glemmestad B (2013) Optimal control strategies with nonlinear optimization for an Electric Submersible Pump lifted oil field, Modeling, Identification and Control: A Norwegian Research Bulletin, 34: 55-67.
- [8]. Binder B, Kufoalor D, Pavlov A, and Johansen T, (2014), Embedded model predictive control for an electric submersible pump on a programmable logic controller, IEEE Conference on Control Applications, CCA, 5, 2: 579-585.
- [9]. Krishnamoorthy D, Bergheim E M, Pavlov A, Fredriksen M, and Fjalestad K, (2016) Modelling and robustness analysis of model predictive control for electrical submersible pump lifted heavy oil wells, IFAC-PapersOn-Line, 49, 7: 544-549.
- [10]. Delou P, Azevedo J, Krishnamoorthy D, de Souza Jr M, and Secchi A (2019) Model predictive control with adaptive strategy applied to an electric submersible pump in a subsea environment, IFAC-Papers on Line, 52, 3: 784-789.
- [11]. Ohrem S J, Holden C (2017) Modeling and nonlinear model predictive control of a subsea pump station, IFAC, 50, 2: 121-126.
- [12]. Allgöwer F, Findeisen R, Nagy Z K (2004) Nonlinear model predictive control: From theory to application, Institut of Chemical Engineers, 35, 3: 299-315.
- [13]. Grüne L, Pannek J (2011) Nonlinear Model Predictive Control, Nonlinear Model Predictive Control: Theory and Algorithms, 235.
- [14]. Schoukens J and Ljung L, (2019), Nonlinear system identification: A user-oriented road map, IEEE Control Systems Magazine, 39, 6: 28-99.

- [15]. Nelles O (2002) Nonlinear system identification, from classical approaches to neural networks, fuzzy models, and gaussian processes, Second edition, Oliver Nelles, Springer, 1-711.
- [16]. Binder B, Pavlov A, Johansen T (2015) Estimation of flow rate and viscosity in a well with an electric submersible pump using moving horizon estimation, IFAC, 48: 140-146.
- [17]. Kaasa G O, Stamnes Ø N, Aamo O M, Imsland L S (2012) Simplified hydraulics model used for intelligent estimation of downhole pressure for a managed-pressure-drilling control system, SPE Drilling and Completion, 27, 01: 127-138.
- [18]. Pavlov A, Alstad V (2010) Modelling, simulation and automatic control of ESP lifted wells, Statoil ASA, Norway, Technical Report, 4, 5: 35-48.
- [19]. Sardjono P, Saputra M N W (2016) Optimal bottomhole pressure control on oil well production using PID-linear hybrid control on electric submersible pump, 8th International Conference on Information Technology and Electrical Engineering (ICITEE), 1-6.
- [20]. Guo B (2011) Petroleum production engineering, a computer-assisted approach, 1st edition, Elsevier, 1-458.
- [21]. White F M (2011) Fluid Mechanics, 7th edition, Mc Graw Hill, 1-176.
- [22]. Turzo Z, Takacs G, Zsuga J (2000) Equations correct centrifugal pump curves for viscosity, Oil and Gas Journal, 98, 22: 57-57.
- [23]. Drive A (2007) Flow Equations for Sizing Control Valves, Standards and Recommended Practices for Instrumentation and Control, ANSI/ISA, 1-69.
- [24]. Zhang J, Walter G G, Miao Y, Lee W N W (1995) Wavelet neural networks for function learning, IEEE transactions on Signal Processing, 43, 6: 1485-1497.
- [25]. Bakshi B R, Stephanopoulos G (1993) Wave-net: a multiresolution, hierarchical neural network with localized learning, AIChE Journal, 39, 1: 57-81.



Nonlinear Model Predictive Controller for Electrical Submersible Pump Lifted Wells

Farid Aldin Mirzaie Harsini, Mehdi Nazari Sarem* and Armin hosseinian

Faculty of Civil and Earth Resources Engineering, Islamic Azad University, Centre Tehran Branch, Iran

mah.nazari_sarem@iauctb.ac.ir

DOI: 10.22078/PR.2022.4734.3124

Received: February/07/2022

Accepted: May/01/2022

Introduction

The Electric Submersible Pump (ESP) is one the most widely used types of artificial lifting utilized in oil industry. An ESP unit consists of multistage centrifugal pump installed hundreds to few thousands meter below the surface, inside a well, where the pressure boost provided by the pump enables the well to produce with desired flow rate. As much as the ESP lifting is efficient, the ESP unit operation is inflexible, and the ESP unit can only be operated in a very restricted range. Prolong operation of pump outside its range can lead to fast deterioration of pump performance and development of mechanical damage.

Nowadays, many ESP installations utilize Variable Speed Derives (VSD) allowing the ESP unit to run at various speed and hence, broaden the operating region of ESP unit and the ESP unit operating point be adjusted according to production requirements. In addition to ESP rotation speed, the wellhead choke opening can also be adjusted for more control over well production and ESP unit operation.

Manual adjustment of ESP speed and wellhead choke opening can be a challenging task. The production system consisting of reservoir, well and ESP unit are all subjected to various production, operational and safety constraints and limitations. Therefore, an automatic control of ESP unit is desirable to ensure safe and optimal operation. Various control methods have been proposed for different control objectives [1-5].

Many of these proposed control systems employ linear models of the ESP system which can fail

under large changes in production parameters and condition or introduction of large disturbances. Other methods utilize a system of differential and algebraic equations to model the production system. Although the accuracy of this model is high, the time and computational requirement are too high making this method impractical for implementation.

In this paper we propose a nonlinear dynamic model for ESP lifted well. The model is then utilized inside a Nonlinear Model Predictive Control (NMPC) System. The developed model and controller performance is then tested and assessed under various scenarios.

Material and Methods

The main objective in controlling of an ESP installation is to maximize profit by maximization of fluid production rate and minimizing power consumption while satisfying the ESP and well operational and safety limitations and constraints.

As the well production rate is directly related to bottomhole pressure, a typical control objective is to control the pump intake pressure with respect to some reference value while keeping the breaking horse power required to do so to a minimum or restricted to some level. A number of operational and safety constraints shall also be satisfied by control system of the ESP unit. The control system shall also be able to compensate for disturbances such as well downstream pressure variations.

Control of an ESP lifted well requires a multi-variable, multi-objective controller that can handle constrained nonlinear dynamic processes. A Nonlinear model

predictive controller (NMPC) is well suited for this task. An NMPC utilizes a model of the process to predict the future outputs of the system for a determined interval at each instant to calculate the best set of action by solving an optimization problem that consists of an objective function and constraints to keep the desired features of the process as close as possible to some reference with respect to specific criteria while obeying the limitations specified by the constraints.

As the ESP lifting is a nonlinear dynamic process, a nonlinear dynamic model is required to describe the ESP operated well. In nonlinear dynamic models, the output value at each instant depends on the present and previous values of inputs and previous values of its outputs in a nonlinear fashion. A very popular regressor for estimation of nonlinear dynamic system is Nonlinear Auto Regressive Exogenous (NARX). In this paper Wavelet Networks (Wavenet) is selected for model estimation due to their localized domain and multiresolution structured learning. Wavenets are a class of nonlinear nonparametric structures similar to other artificial neural networks that use wavelets

functions as their activation function in their structure. Here, we consider a nonlinear third order model developed in [6] for simulation and data generation. The model divides the problem in to sections consisting of the reservoir, ESP unit, choke valve and the production pipe.

Results and Discussion

The performance of the developed controller is evaluated through various simulation to control the Ahwaz Asmari Well 88 which is a candidate for ESP installation. A Centrilift ESP 538 series P47 pump is considered to be installed at depth 2290 m of a 2400 m well boosting the production rate to 667 cubic meter per day. Through simulation in Matlab, a series of 1500 point data is generated from pump operation by varying pump drive frequency and wellhead choke valve opening utilizing pseudo random signal generator. These data are then used to train three separate model to be utilized in NMPC structure to predict pump intake pressure, pump power requirement and pumping rate. The estimated model performance is summarized in Table 1.

Table 1 Model Training Results.

Model	BHP	P _{in}	Q
Regressors [n _a ¹ ,n _a ² ,n _b ,n _k]	[4,2,3,1]	[3,2,3,1]	[4,4,2,1]
Wavelons	18	10	12
Fit (%) (Training Data)	92.56	95.53	97.12
Fit (%) (Validation data)	90.32	95.12	96.74
Fit (%) (5-step Ahead Prediction)	87.41	93.15	95.67

Conclusions

A nonlinear model predictive controller is developed for control of ESP lifted wells. A nonlinear dynamic model is also developed to be used as predictor inside the NMPC structure. The designed NMPC

performance is evaluated on a well candidate for ESP installation. The results illustrated in Figure 1 show proper reference following and disturbance rejection with fast response while all pumps and well constraints are respected.

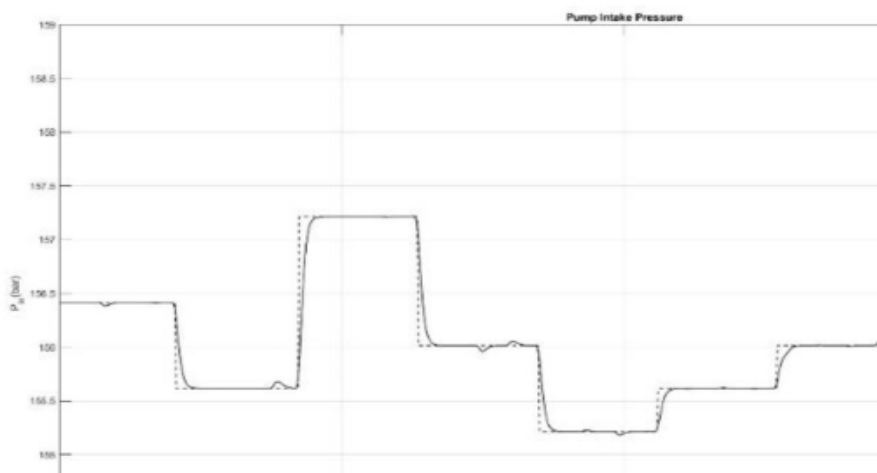


Fig. 1 ESP Lifted Well Performance Under NMPC.

Nomenclatures

ESP: Electric submersible pump

VSD: Variable speed drives

NMPC: Nonlinear model predictive controller

NARX: Nonlinear Auto Regressive Exogenous

References

1. Pavlov A, Krishnamoorthy D, Fjalestad K, Aske E, and Fredriksen M (2014) Modelling and model predictive control of oil wells with Electric Submersible Pumps, 2014 IEEE Conference on Control Applications (CCA), 586-592.
2. Sharma R, Glemmestad B (2013) Optimal control strategies with nonlinear optimization for an Electric Submersible Pump lifted oil field, Modeling, Identification and Control: A Norwegian Research Bulletin, 34: 55 -67.
3. Binder B, Kufoalor D, Pavlov A, Johansen T (2014) Embedded model predictive control for an electric submersible pump on a programmable logic controller, IEEE Conference on Control Applications, CCA, 5, 2: 579-585.
4. Delou P, Azevedo J, Krishnamoorthy D, de Souza Jr M, and Secchi A (2019) Model predictive control with adaptive strategy applied to an electric submersible pump in a subsea environment, IFAC-PapersOnLine, 52, 3: 784-789.
5. Ohrem S J, Holden C (2017) Modeling and nonlinear model predictive control of a subsea pump station, IFAC, 50, 2: 121-126.
6. Kaasa G O, Stamnes Ø N, Aamo O M, Imiland L S (2012) Simplified hydraulics model used for intelligent estimation of downhole pressure for a managed-pressure-drilling control system, SPE Drilling and Completion, 27, 01: 127-138.