

5 Estudo de Caso

Nesta seção são apresentados os resultados obtidos utilizando o modelo proposto de controle preditivo com aprendizado por reforço, estudado no capítulo 4, no controle da produção de óleo em um reservatório.

Os resultados apresentados neste capítulo são: (i) modelo de redes neurais para modelagem do reservatório (*proxy*), (ii) método de seleção do valor das ações das válvulas para o controle da produção de óleo mediante MPC-RL, (iii) controle da produção de óleo mediante MPC-RL, utilizando *e-greedy* modificado, (iv) análise comparativo do modelo MPC-RL proposto frente a um MPC-RL de 1 passo na frente, (v) análise do comparativa do modelo MPC-RL proposto frente a um RL e (vi) controle da produção de óleo mediante MPC-RL frente a perturbações no poço produtor.

5.1. Reservatório Estudado

A seguir, são descritas as características do campo ilustrado na Figura 13 (página 59):

- O modelo de reservatório consiste em uma malha discretizada em $40 \times 11 \times 3$ blocos com dimensões de $50 \times 50 \times 10$ metros cada bloco;
- Possui três camadas com diferentes permeabilidades de cima para baixo, nas direções i e j , 500, 800 e 1200 md respectivamente. Já na direção k , as permeabilidades mantêm proporção similar, porém com valores 50, 70 e 120 md. Além disso, as camadas estão isoladas por barreiras de folhelhos.
- Porosidade constante de 0.2.

Os valores de produção são obtidos usando um simulador de reservatórios comercial IMEX (CMG. IMEX, 2000). Este simulador leva em consideração as informações geológicas do reservatório e utiliza métodos de diferenças finitas para simular a dinâmica de fluxos na reserva. Para o simulador, as entradas são os poços produtores ou injetores, e as informações geológicas; já a saída é a produção de óleo durante o tempo considerado para a simulação da produção.

Tanto o poço produtor quanto o poço injetor possuem completações independentes, podendo variar os pontos de operação de forma separada. Desta maneira, no poço injetor existem três atuadores que serão utilizados no sistema de controle de produção. Este tipo de poços caracteriza o que é chamado de poços inteligentes. Um poço inteligente é um poço não convencional com instrumentação na perfuração do poço (sensores, válvulas e dispositivos de controle de fluxo) instalados no tubo de produção (Almeida, Vellasco e Pacheco, 2007). Cada poço inteligente permite, para posições contínuas, monitorar a taxa de vazão, fluxos e pressões (sensoriamento), e permite realizar o ajuste periódico das válvulas (controle). Isto facilita as medições e atuações para encontrar a política de controle. Cabe notar que o IMEX não suporta a implementação de válvulas em poços inteligentes, e por isso as mesmas são representadas através do controle do operador de controle de taxa de injeção de água STW. (Apêndice)

Durante uma simulação de reservatório são observadas diversas variáveis, sendo que nem todas são necessárias para o problema em questão. Assim, foram identificadas as que são de fato relevantes como: pressão média no reservatório, taxas de produção diária de óleo, gás, água e *water cut*. Estas cinco variáveis foram escolhidas por terem uma maior relevância no modelo de reservatório e estão de uma forma ou de outras relacionadas com a produção de óleo, a pressurização do reservatório, assim como indicadores de problemas de produção do óleo. Além dessas variáveis, são necessárias as entradas de controle no reservatório para o controle de produção de óleo, que são as taxas de injeção em cada uma das completações do poço injetor. Mesmo com esta redução de variáveis, o sistema de reservatório tem um modelo multivariável, não-linear, e com acoplamento entre variáveis.

5.1.1. Sensibilidade do Reservatório

De modo a se obter conhecimento sobre o comportamento do reservatório e da dinâmica do sistema, alguns experimentos foram realizados. Estes experimentos consistem em observar o comportamento das variáveis: pressão média, produção de óleo, produção de água, produção de gás, sob condições de injeção variadas. Por condições de injeção variadas entende-se injeção nula nos poços ou completações de interesse, até ter uma perda de produção nos poços produtores. Depois disso, coloca-se injeção de água constante para observar o comportamento das variáveis pressão e produção de óleo, água e gás. Os testes consistiram em fazer simulações em dois intervalos conforme mostra a Tabela 4.

Tabela 4 – Testes de sensibilidade campo.

Intervalo de simulação (dias)	Valores de injeção (m ³ /dia)
0 – 360 dias	STW1 = 0,00 STW2 = 0,00 STW3 = 0,00
360 – 1650 dias	STW1 = 150,00 STW2 = 150,00 STW3 = 150,00

As observações do comportamento do reservatório (utilizando o comando *restarts* do IMEX) foram realizadas a cada 15 dias durante um período de 1650 dias. O objetivo deste experimento é levar o reservatório a uma condição de pressão o suficientemente baixa para fazer com que a *produção primária* seja prejudicada; após este efeito, volta-se a injetar água de forma tal que ocorra recuperação de pressão no campo e, obviamente, também retomada da produção de líquidos, neste caso secundária. Na Figura 19 e na Figura 20 apresentam os resultados desses testes de produção de óleo e de pressão média do reservatório.

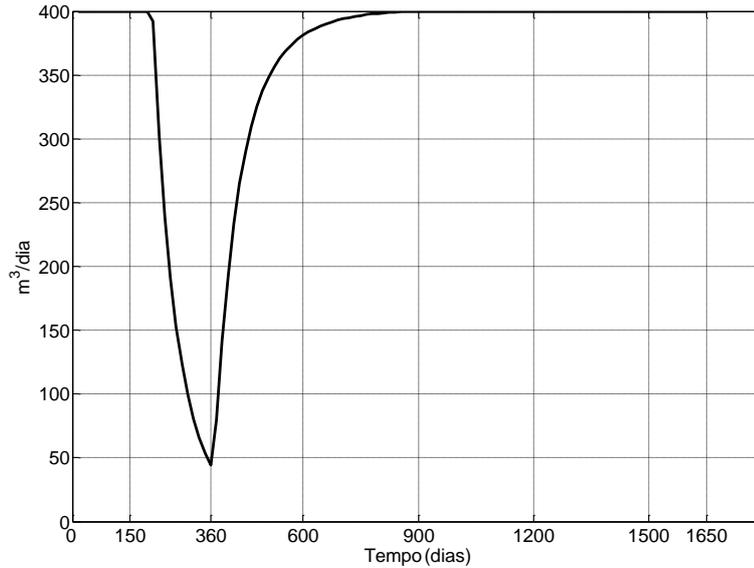


Figura 19 –Produção de óleo – sem injeção até 360.

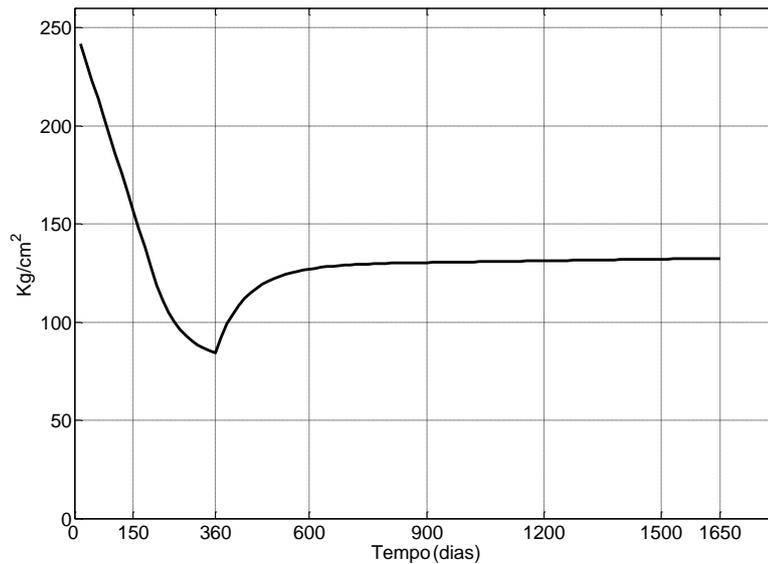


Figura 20 – Pressão média do reservatório – sem injeção até 360.

Na Figura 19 observa-se que a produção de óleo caiu até 44 m³/dia aos 360 dias e na Figura 20 a pressão média caiu a 84 Kg/cm² aos 360 dias, não chegando a atingir a pressão mínima de 78 Kg/cm² configurada para este reservatório. A pressão média máxima do reservatório está configurada no poço injetor com valor máximo de 400 Kg/cm².

5.2. Resultados da Proxy de Reservatório

O reservatório tem um tempo de produção de óleo de 10 anos, e o intervalo de aquisição das variáveis $P(t)$, $O(t)$, $G(t)$, $A(t)$, $WC(t)$ e $U(t)$ foi de cada 15 dias. Deste modo, a rede modelada no capítulo 4, teria que prever 240 passos a frente. Para reduzir este número, considerou-se a análise da sensibilidade descrita na seção anterior. Observou-se que sem necessidade de injetar água no reservatório, tem-se produção de óleo aproximadamente aos 220 dias, conforme pode ser verificado na Figura 19. Devido a isto, só se começará a injetar água a partir dos 285 dias, onde a produção de óleo é reduzida a aproximadamente $100 \text{ m}^3/\text{dia}$.

Simulou-se a produção de óleo no reservatório até 1635 dias ou aproximadamente quatro anos e meio, para poder fazer o controle quando ainda se tem produção de óleo no reservatório. Considerando as restrições acima, a rede teria que prever 91 passos a frente.

Obteve-se 20000 padrões de T , $O(t-1)$, $G(t-1)$, $A(t-1)$, $WC(t-1)$, $P(t)$, $O(t)$, $G(t)$, $A(t)$, $WC(t)$ e $U(t-1)$, onde $U = (U_1, U_2, U_3)$, e T é o tempo. Para obter essa quantidade de dados foram realizadas 219 simulações com o simulador de reservatórios IMEX. Cada simulação foi feita do dia 285 até o dia 1635 (tempo de produção do reservatório), acumulando todos os valores de T , $O(t-1)$, $G(t-1)$, $A(t-1)$, $WC(t-1)$, $P(t)$, $O(t)$, $G(t)$, $A(t)$, $WC(t)$ e $U(t-1)$ a cada 15 dias. A rede foi treinada para a previsão de um passo a frente, porém, neste trabalho, a rede foi realimentada duas vezes para obter-se a previsão dos três passos à frente.

Dos 20000 padrões obtidos, 70% deles foram usados para treinamento, 20% para validação e 10% para teste. Cada uma das cinco redes mostradas na Figura 15 (pagina 61) foi treinada com uma ou duas camadas escondidas. Para as redes de uma camada escondida o número de processadores listados variou de 5 a 23.

Com relação às redes de duas camadas, foram testadas todas as combinações variando-se a quantidade de neurônios da primeira camada de 5 a 23 e na segunda camada de 3 a 9 neurônios.

Cada uma das redes foi treinada cinco vezes, resultando em um total de 760 redes treinadas para cada uma das cinco redes mostradas na Figura 15 (pagina 61). Escolheu-se a rede que apresentou o menor RMSE no conjunto de validação.

$$MAPE = \frac{\sum_{t=1}^N |e_t|}{N} \quad (5.27)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^N (e_t)^2}{N}} \quad (5.28)$$

$$U - THEIL = \sqrt{\frac{\sum_{t=1}^N (a_t - y_t)^2}{\sum_{t=1}^N (a_t - a_{t-1})^2}} \quad (5.29)$$

Nas equações (5.27), (5.28) e (5.29), e_t é o erro entre a saída desejada e a saída prevista, a_t é o dado real presente, y_t o dado previsto, N a quantidade de amostras.

O resultado das configurações das cinco redes (pressão, óleo, gás, água e *water cut*) foram: Pressão: Primeira camada de 14 neurônios e segunda camada de 8 neurônios. Óleo: Primeira camada de 6 neurônios e segunda camada de 8 neurônios. Gás: Primeira camada de 13 neurônios e segunda de 5 neurônios. Água: Uma camada de 22 neurônios. Water Cut: Primeira camada de 19 neurônios e a segunda de 6 neurônios.

A **Tabela 5**, apresenta as métricas de erro do *Proxy* aplicado ao conjunto de teste. Observa-se que o MAPE é pequeno e, na métrica RMSE, têm-se um valor alto na rede de gás, o que indica erros grandes em certos pontos, a pesar de na média MAPE o desempenho ser equivalente ao da rede de óleo. O mesmo problema também foi encontrado em (Talavera, Pereira, *et al.*, 2009).

Tabela 5 – Métricas de erro da *proxy*.

Variável	MAPE	RMSE	U-Theil	R. Linear
Pressão	0.1058	0.1548	0.0599	0.9996
Oleo	1.5832	5.7150	0.2958	0.9901
Gás	1.5661	156.1581	0.2925	0.9905
Agua	0.1490	2.2958e-6	0.0341	0.9999
Water cut	0.1321	6.7373e-9	0.3914	0.9924

Nas figuras seguintes (Figura 21, Figura 22, Figura 23, Figura 24 e Figura 25), se apresentam a saída das redes treinadas frente aos valores reais.

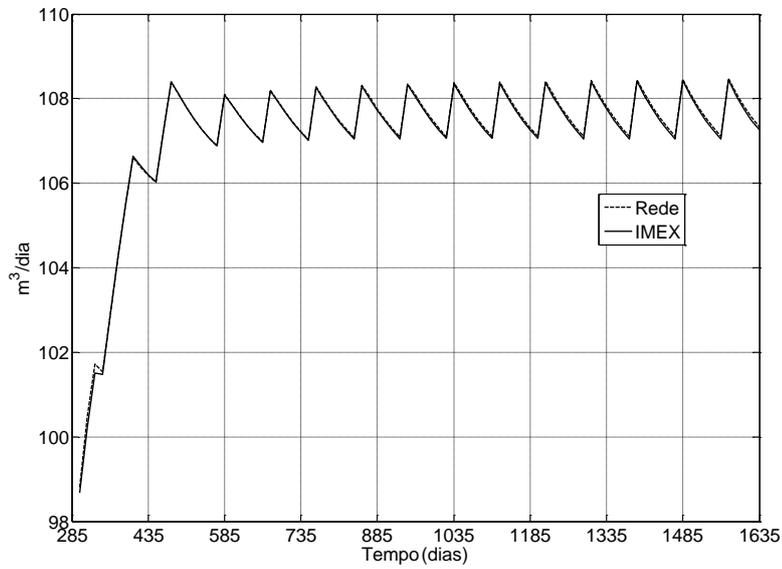


Figura 21 – Saída da pressão.

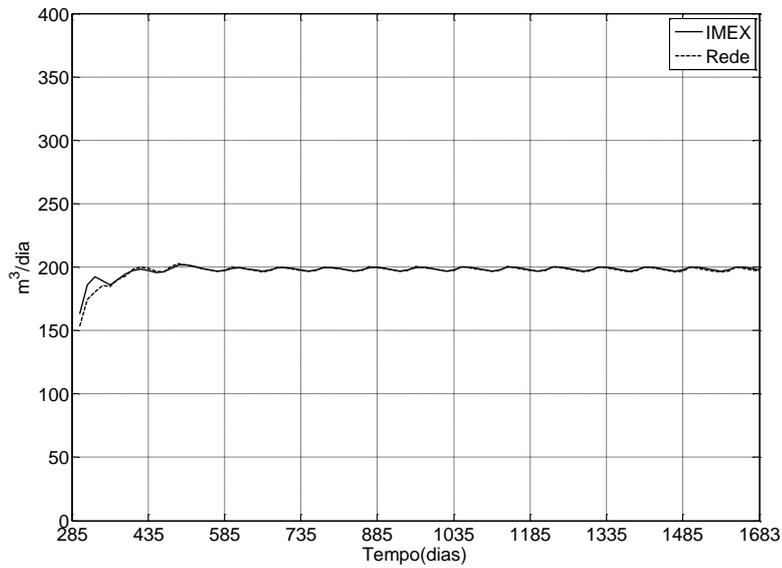


Figura 22 – Saída da produção de óleo.

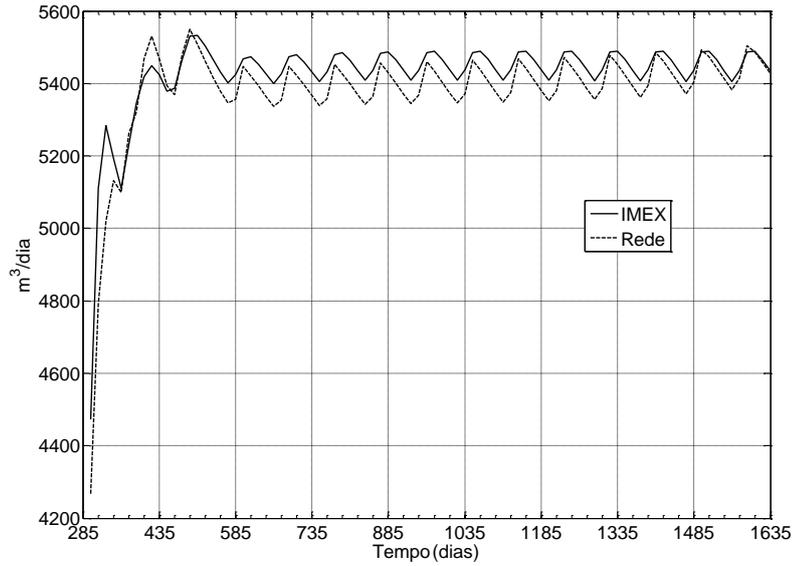


Figura 23 – Saída de gás.

Na Figura 24 e na Figura 25, apresentam-se as comparações de saída da rede de água e *water-cut*, respectivamente frente a seus valores reais do simulador de reservatórios (IMEX), Observa-se que o erro é bem perto de zero.

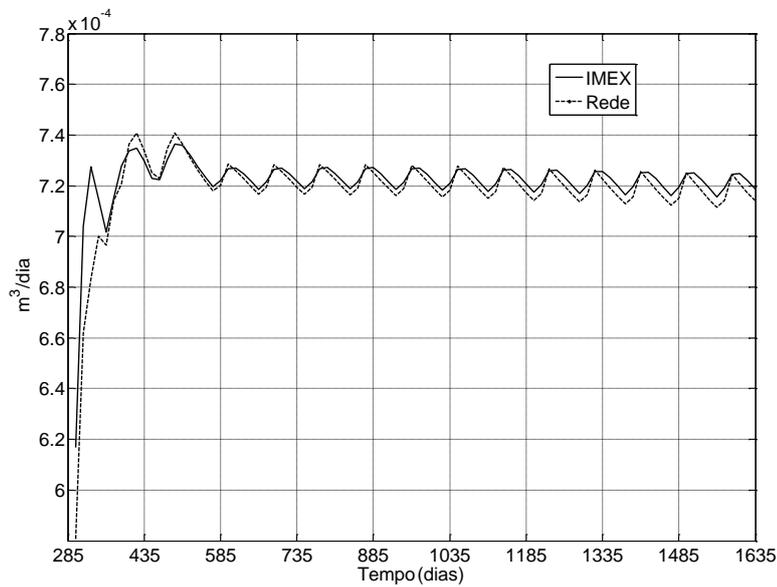


Figura 24 – Saída de água.

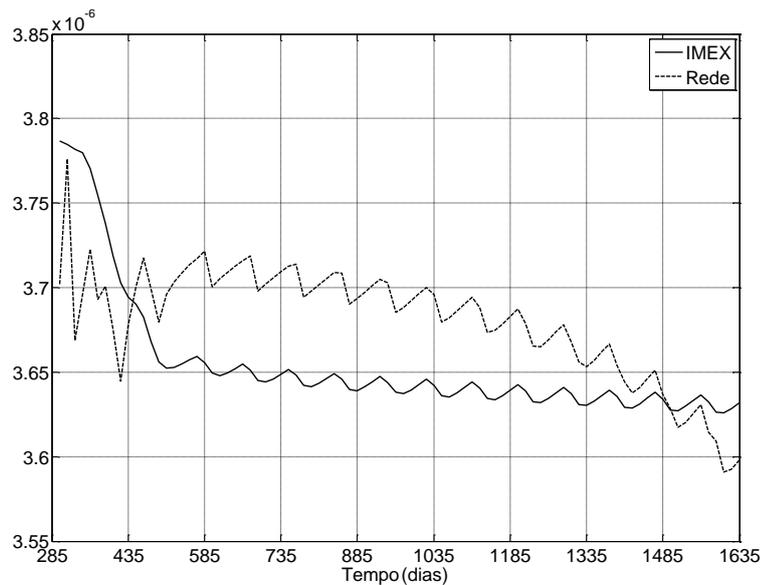


Figura 25 – Saída de *water-cu.t*

5.3. Seleção do valor das ações das válvulas

Um problema na aplicação de controle em poços inteligentes utilizando o modelo MPC-RL é determinar o conjunto de ações (valores de válvulas) necessárias para que o agente RL consiga encontrar uma política de controle. Como o conjunto das ações (discretas) pode ser muito grande, a convergência para a política ótima pode se tornar muito demorada, resultando em um tempo de simulação extremamente longo.

Para a determinação de um conjunto reduzido de ações, a seguinte heurística foi proposta: executa-se um experimento na etapa de treinamento, conforme indicado na Figura 12 (página 5858), com um conjunto de ações maior.

Neste caso, utilizou-se 220 ações (cumprindo as restrições do capítulo anterior), 2000 episódios e a configuração da Tabela 1. O resultado apresenta-se na Figura 26.

Analisando os resultados da Figura 26, se observa que existe uma região na saída que atingiu o regime permanente,¹ (região circulada na figura). As ações nessa região foram selecionadas e percebeu-se que algumas se repetem com

¹ O desempenho em regime permanente é medido a partir da capacidade de um sistema seguir referências padrões (salto, rampa, parábola) e rejeitar assintoticamente sinais de perturbação também padrões.

freqüência. Estas ações são apresentadas na Tabela 2. Deste modo, reduziu-se radicalmente o conjunto de ações, de 220 para apenas 10 ações.

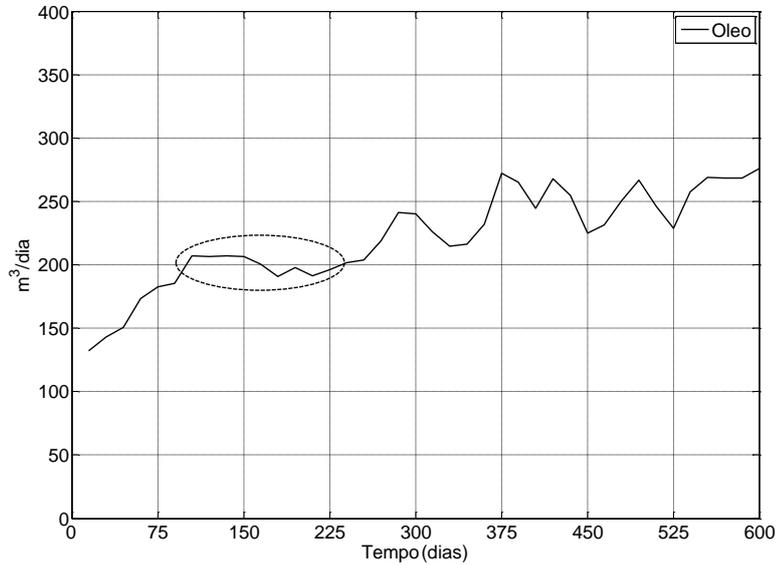


Figura 26 – Saída da produção de óleo no experimento 1.

O resultado obtido com o conjunto reduzido de ações, apresentado na Tabela 2, é ilustrado na Figura 27, observa-se a melhora em regime permanente da saída produção de óleo. Na seguinte seção se melhora a resposta do modelo mediante o *e-greedy* modificado proposto.

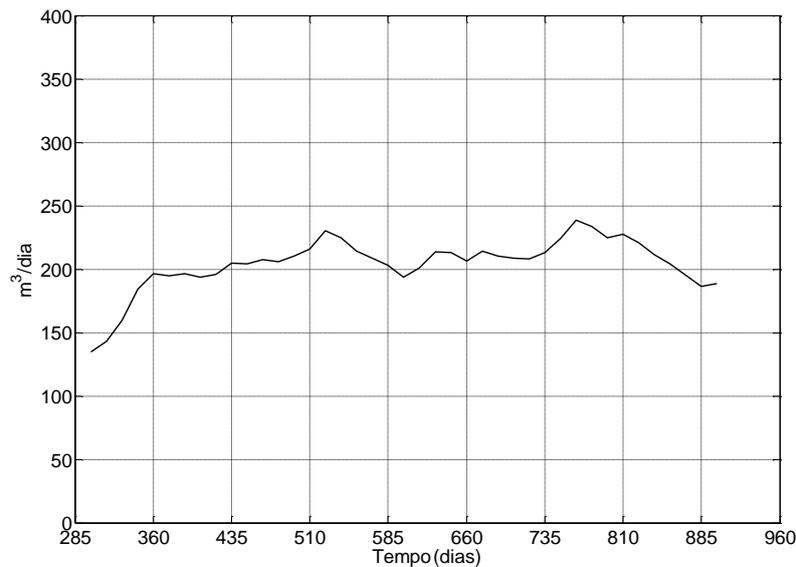


Figura 27 – Saída da produção de óleo.

5.4. Resultados com e-greedy Modificado

Nesta seção apresenta-se o resultado com o modelo de *e-greedy* modificado, como descrito no capítulo anterior. A Figura 28, apresenta os resultados de treinamento, utilizando o *e-greedy* modificado.

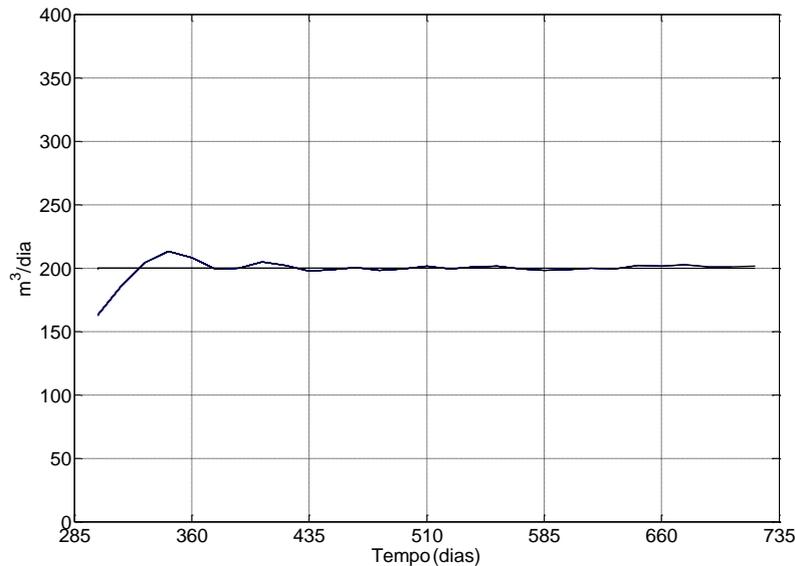


Figura 28 – Saída da produção de óleo utilizando e-greedy modificado.

Uma vez obtida uma resposta com bom desempenho após o treinamento, passa-se à etapa 2 do modelo MPC-RL, segundo o esquema da Figura 18 (página 65 seção 4.3), onde se aplica o conhecimento adquirido do agente RL; como explicado no capítulo anterior. Os resultados da saída da produção de óleo são apresentados na Figura 29, na Figura 30 apresentam-se as configurações das válvulas, onde a primeira linha é a configuração da válvula 1, a segunda linha da válvula 2 e a terceira linha da válvula 3.

Conforme pode se observar na Figura 29, obteve-se um comportamento estável em regime permanente na saída de produção de óleo frente a um *setpoint* de 200 m³/dia. Na Figura 30 observa-se que as configurações das válvulas não oscilam tanto, encontrando assim as ações ótimas para o *setpoint* dado.

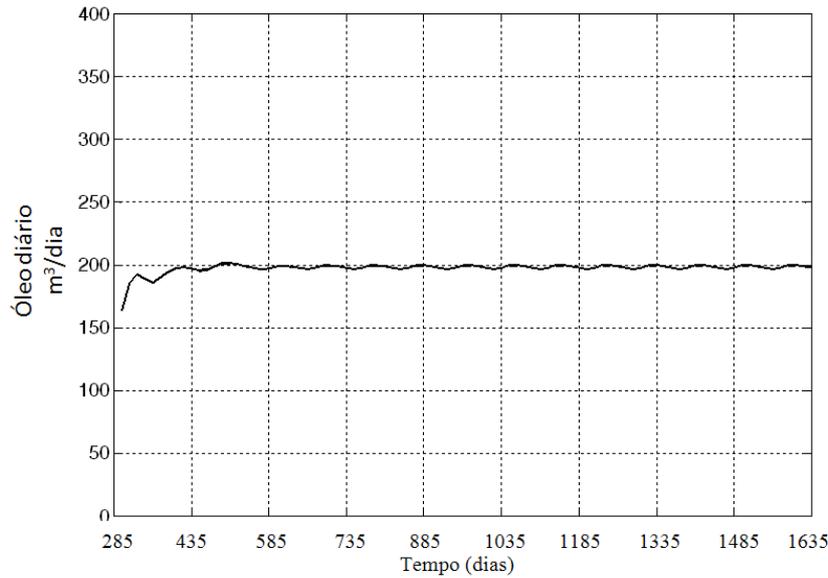


Figura 29 – Saída da produção de óleo utilizando o conhecimento do MPC-RL.

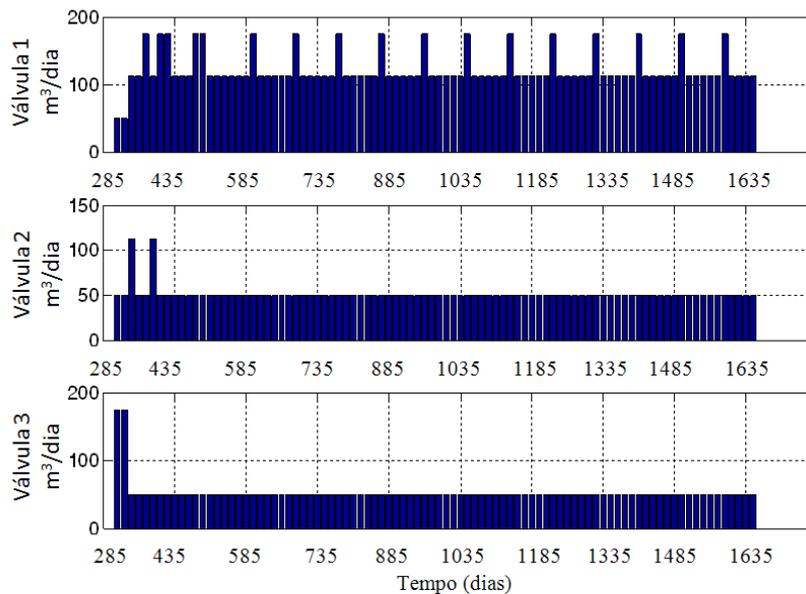


Figura 30 – Configuração das válvulas.

5.5. Resultados com Distintos setpoint

Nesta seção são apresentados os resultados das simulações do modelo MPC-RL proposto, frente a outros *setpoints* não apresentados durante o treinamento. Os resultados a seguir foram obtidos seguindo o diagrama de blocos da Figura 18 (página 65, seção 4.3), que representa a aplicação do conhecimento adquirido por o agente RL. A Figura 31 apresenta os resultados de simulação para um *setpoint* de 190 m³/dia, onde se observa que o modelo MPC-RL atinge o objetivo

rapidamente. Na Figura 32 se apresenta as configurações das válvulas para essa simulação.

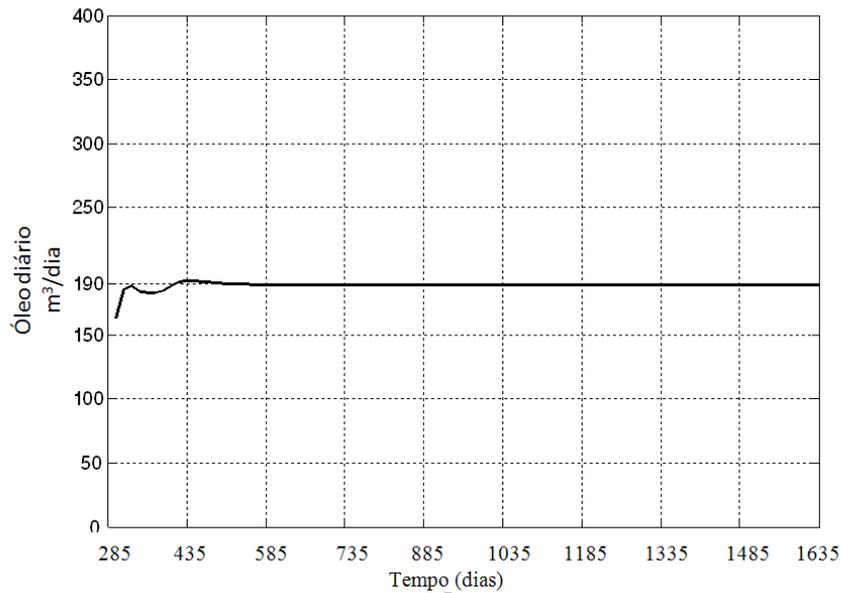


Figura 31 – Saída da produção de óleo utilizando o conhecimento do MPC-RL.

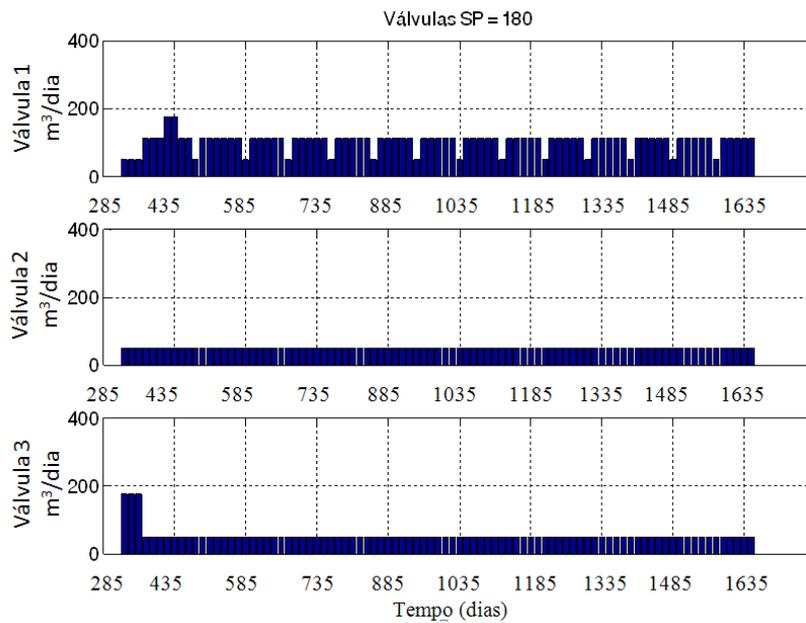


Figura 32 – Configuração das válvulas.

Fez-se outro teste do modelo MPC-RL proposto para um *setpoint* de 180 m³/dia, também não apresentado durante a fase de treinamento. Observa-se na Figura 33 que o modelo MPC-RL também atingiu o objetivo. Na Figura 34 se apresenta a configurações das válvulas para essa simulação.

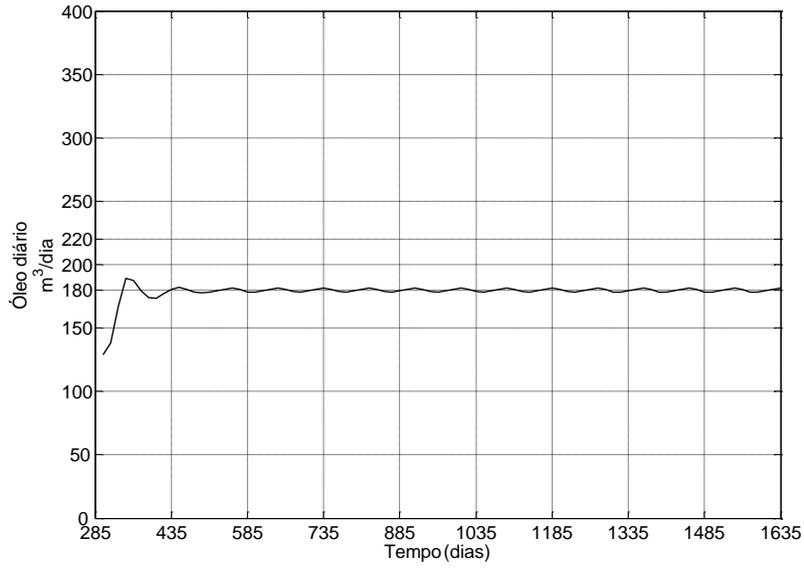


Figura 33 – Saída da produção de óleo utilizando o conhecimento do MPC-RL.

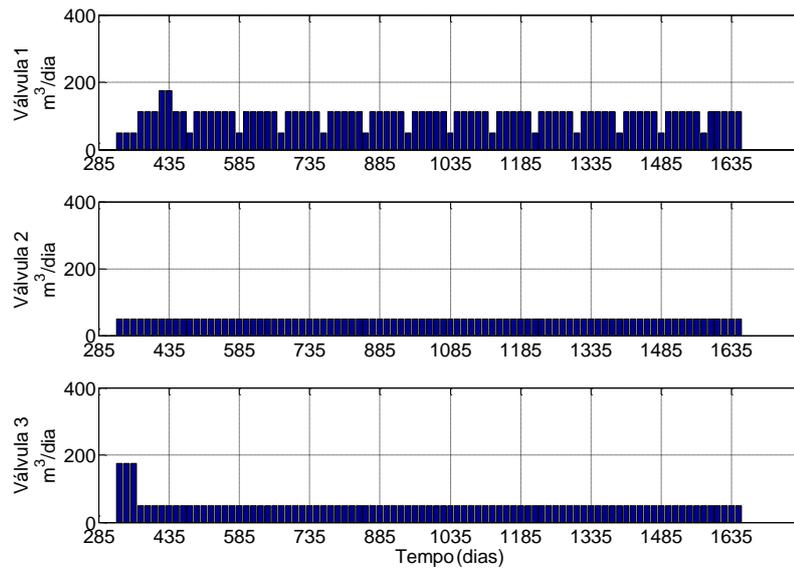


Figura 34 – Saída Configuração das válvulas.

5.6. Estudos Comparativos

Nesta seção são descritos alguns estudos comparativos do modelo MPC-RL frente a outras configurações e modelos, com o objetivo de validar o desempenho do modelo MPC-RL proposto.

Em primeiro lugar se compara dois MPC-RL com as configurações da Tabela 1, só que com horizontes de previsão diferentes: um com previsão 1 passo a frente e o outro com 3 passo a frente. Em seguida, faz-se a comparação do modelo MPC-RL frente a um RL convencional. Por fim, apresenta-se uma tabela com as comparações no tempo de simulações de todos os experimentos.

5.6.1. Comparação MPC-RL com 1 passo a frente de Previsão

Em primeiro lugar se faz a etapa do treinamento do MPC-RL, com as mesmas configurações da Tabela 1, com o MPC baseado em previsão com horizonte de controle de 1 passo a frente. A Figura 35 apresenta o resultado do treinamento, com um *setpoint* de 200 m³/dia e 100 episódios. Observa-se que a saída oscila e não atinge o sinal de referência, Consequentemente, os valores das configurações das válvulas não se mantêm fixas, como apresentada na Figura 36.

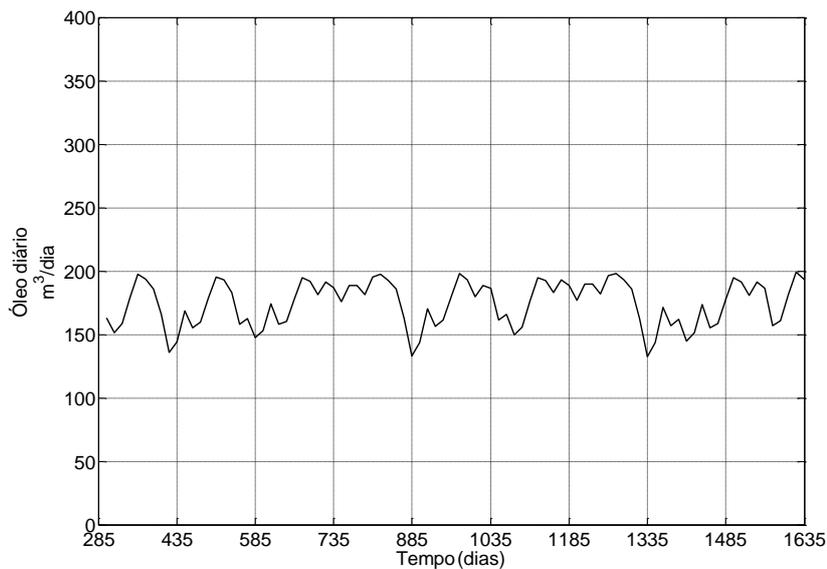


Figura 35 – Saída da produção de óleo do MPC-RL 1 - Treinamento.

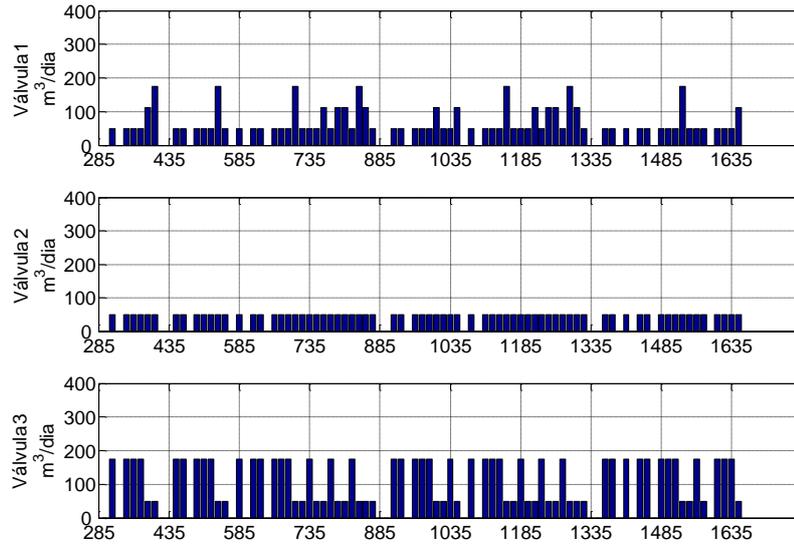


Figura 36 – Configuração das válvulas do MPC-RL 1 - Treinamento.

Uma vez treinado o MPC-RL com 1 passo a frente, se utilizou o conhecimento do MPC-RL para controlar a planta em um novo *setpoint* = 180 m³/dia, não apresentado durante o treinamento. Como pode se observar da Figura 37, o resultado não foi satisfatório.

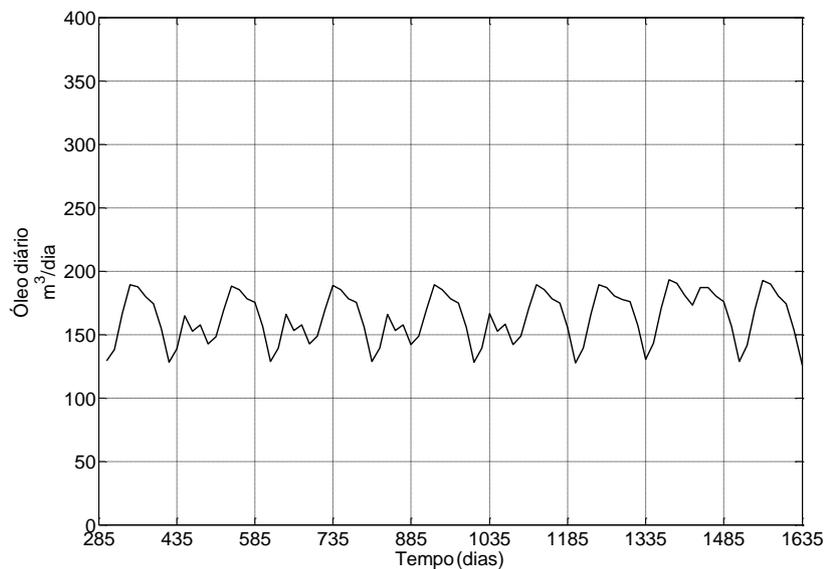


Figura 37 – Saída da produção de óleo do MPC-RL 1.

Para superar o problema do MPC-RL com 1 passo a frente, o número de episódios foi aumentado para 1000, treinando-se um novo modelo para o MPC-RL 1 passo a frente para controlar um *setpoint* = 200 m³/dia. O resultado da produção de óleo se apresenta na Figura 38.

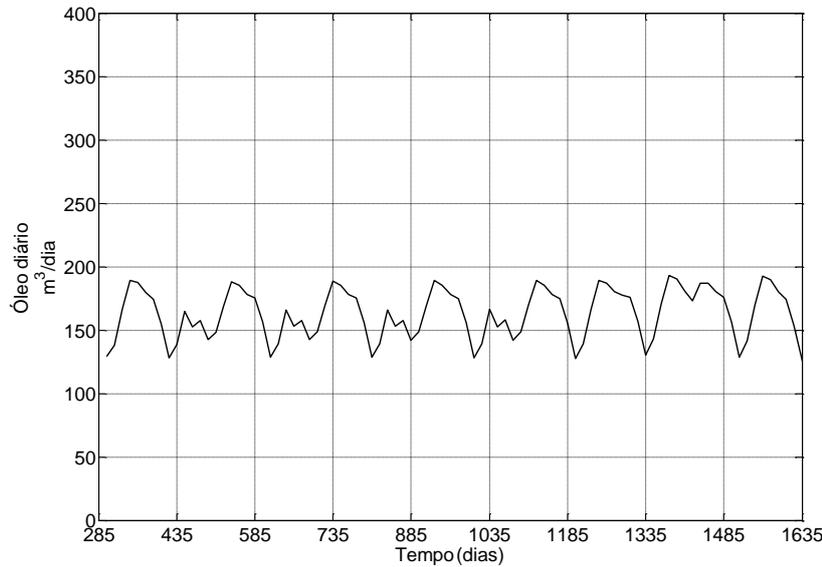


Figura 38 – Saída da produção de óleo do MPC-RL 1 - 1000 episódios.

A Figura 38 mostra uma ligeira melhora, devido ao incremento dos episódios, entretanto, mesmo assim não se consegue chegar ao *setpoint* desejado. A Figura 39 mostra as configurações das válvulas, cujos valores oscilam. Um último teste foi realizado aumentando-se o número de episódios para 1500, com o objetivo de melhorar a resposta ainda mais. O resultado é mostrado na Figura 40; a melhora foi evidente, mas não superior ao MPC-RL com 3 passos a frente, como apresentado na Figura 29. As configurações das válvulas podem ser observadas na Figura 41, onde oscilam por um certo período de tempo.

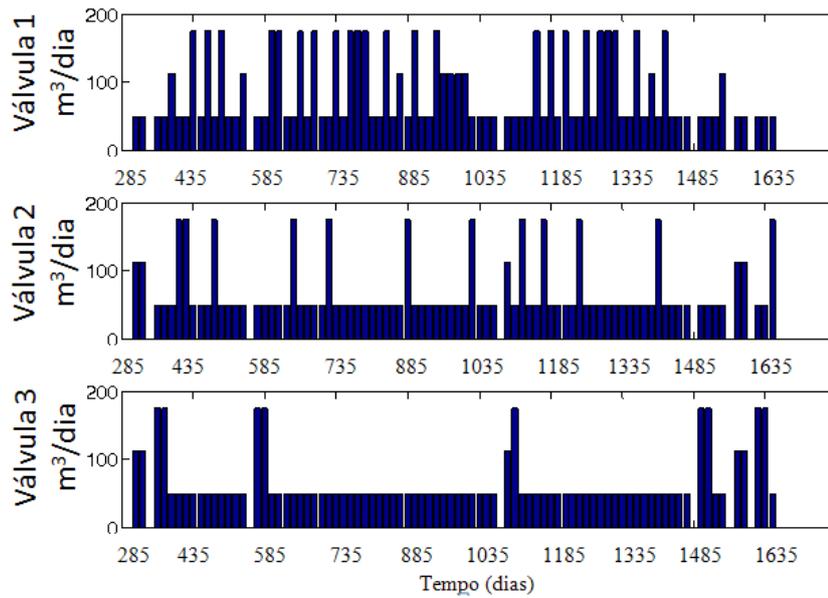


Figura 39 – Configuração das válvulas do MPC-RL 1- 1000 episódios.

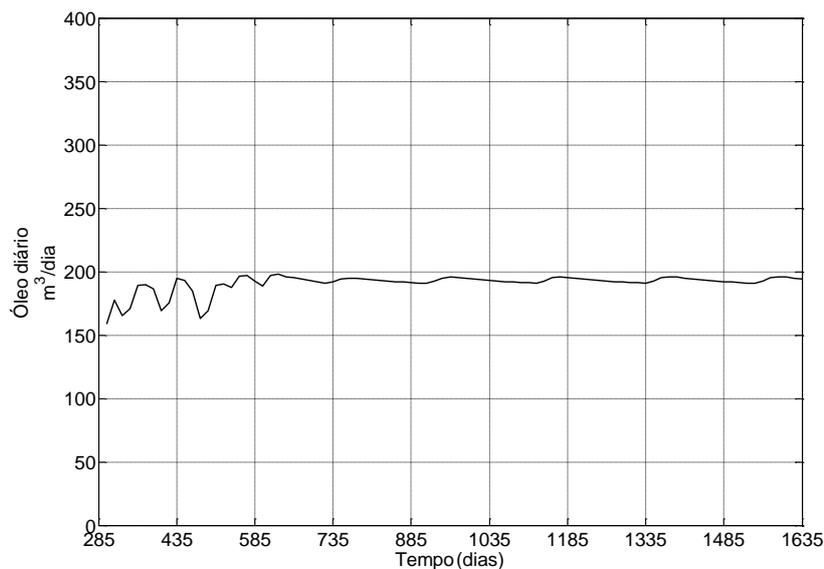


Figura 40 – Saída da produção de óleo do MPC-RL 1 - 1500 episódios.

Uma das desvantagens do MPC-RL com 1 passo a frente é, portanto, a necessidade de muito mais simulações, uma vez que a tabela fica três vezes menos preenchida que o MPC-RL com 3 passo a frente; logo, a exploração do RL fica mais limitada. Em contrapartida, comparando a mesma quantidade de episódios, o tempo do MPC-RL com 1 passo a frente é muito menor. No final da seção se apresenta uma tabela comparando os tempos de simulação.

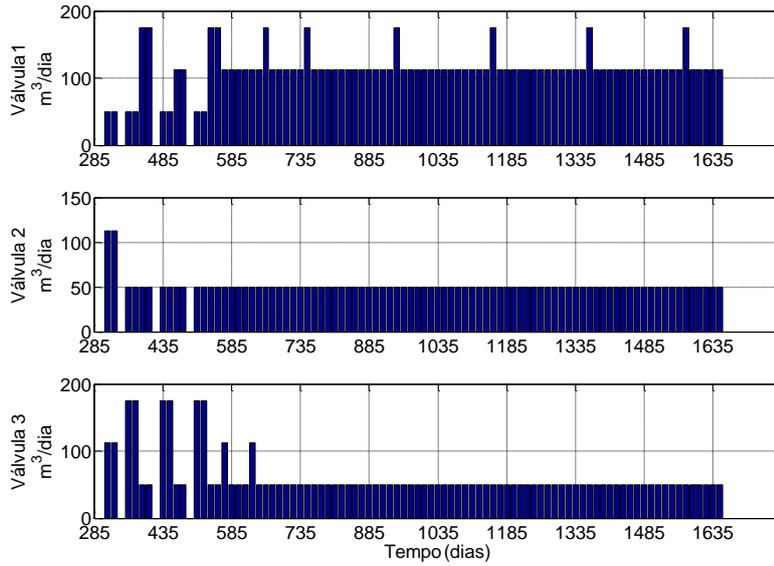


Figura 41 – Configuração das válvulas do MPC-RL 1 - 1500 episódios.

5.6.2. MPC-RL vs RL

Nesta subsecção se simula um RL para o controle da produção de óleo do reservatório estudado para poder comparar os resultados com o modelo MPC-RL proposto com 3 passos a frente. O diagrama de blocos é ilustrado na Figura 42 . Para realizar este teste o agente RL foi treinado diretamente com o simulador IMEX.

Treinou-se o RL com os 91 passos, do dia 285 até 1635 dias, repetindo o processo 100 vezes. Portanto, o agente RL fez 9100 chamadas ao IMEX.

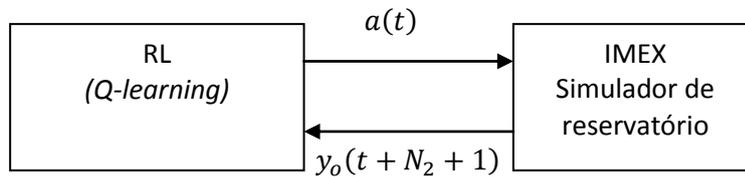


Figura 42 – Bloco do RL para o controle da produção de óleo.

Após efetuar o treinamento do RL com as configurações da Tabela 1, testou-se o agente RL com um $setpoint = 200 \text{ m}^3/\text{dia}$, o mesmo utilizado durante o treinamento. O resultado da produção de óleo é apresentado na Figura 43. Observa-se que o RL não consegue chegar ao $setpoint$ desejado. A Figura 44 apresenta as configurações das válvulas encontradas pelo agente RL. Aumentando-se o número de episódios o agente RL convergirá (Jaakkola, Jordan e Singh, 1994), produzindo um controle mais preciso. Entretanto, o tempo de treinamento será muito maior.

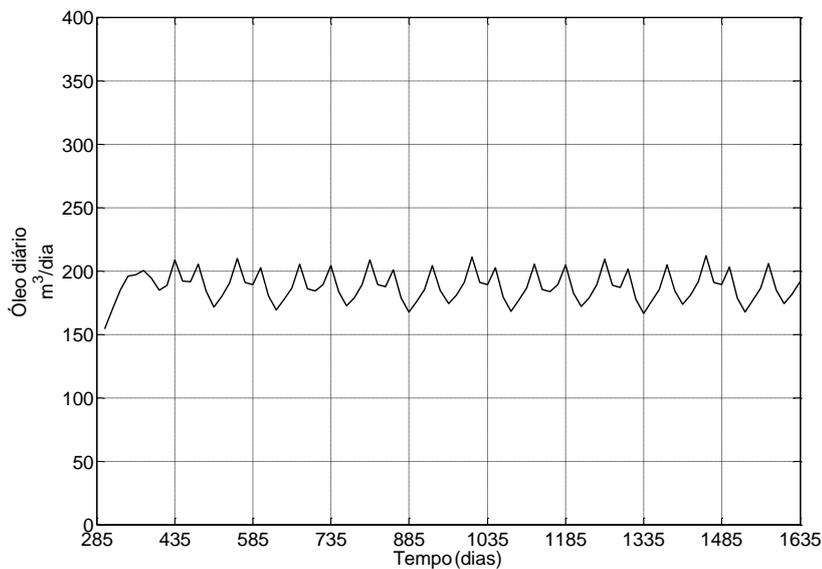


Figura 43 – Saída da produção de óleo do RL com 100 episódios.

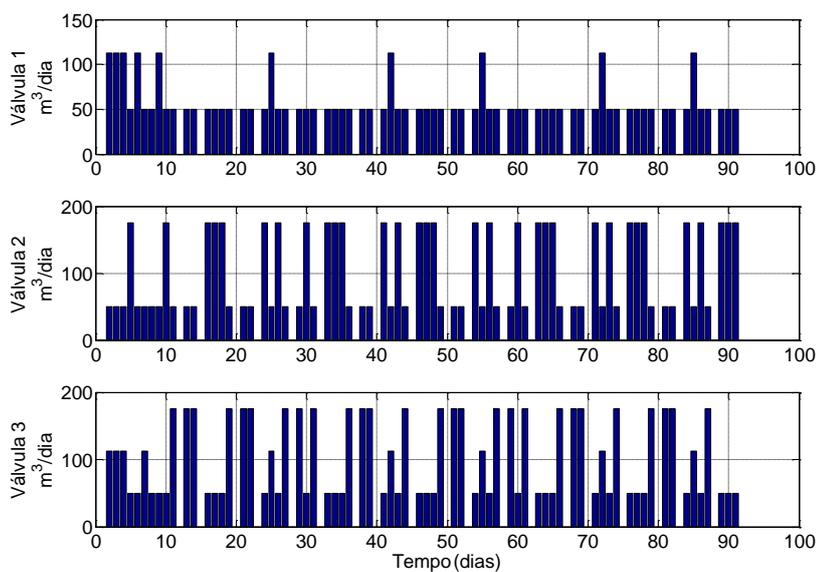


Figura 44 – Configuração das válvulas do RL com 100 episódios.

A Tabela 6 apresenta os tempos de simulação do treinamento em segundos, os números de episódios e os passos de previsão para todos os modelos apresentados. O modelo que chegou controlar de forma mais precisa a produção de óleo foi o MPC-RL proposto com 3 passos a frente. Cabe dizer que a etapa de aplicação do conhecimento do MPC-RL e do RL foi de aproximadamente 500 segundos.

Tabela 6 – Comparação dos treinamentos dos modelos simulados.

Modelos	Passos de Previsão	Episódios	Tempo (seg.)
MPC-RL	3	100	13 951.48
MPC-RL	1	100	2 708.72
MPC-RL	1	1000	11 481.28
MPC-RL	1	1500	14 270.51
RL	-	100	32 781.14

5.7. MPC-RL Frente a Perturbações

Nesta seção são apresentados os resultados do modelo MPC-RL proposto frente a perturbações no poço produtor. Isso é ilustrado na Figura 45, onde se fecha parcialmente o poço de cada camada do produtor por um intervalo de tempo, simulando assim uma falha temporal. Todos esses experimentos foram testados com o modelo MPC-RL proposto com 3 passos a frente, utilizando o controlador MPC-RL já treinado, isto é, na etapa 2 Figura 18 (página 65, seção 4.3). O *setpoint* testado para os experimentos seguintes foi de 190 m³/dia, nunca usado durante o treinamento do modelo MPC-RL proposto.

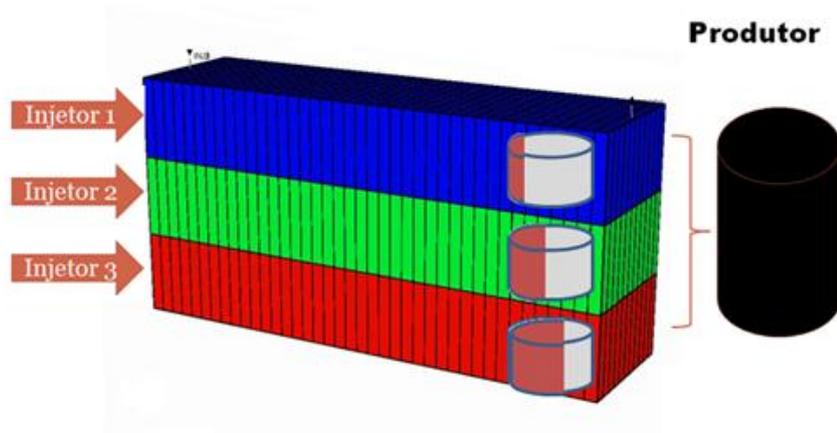


Figura 45 – Configuração do reservatório para as perturbações.

Nesta seção são apresentados três experimentos simulando alguma falha temporal no reservatório petrolífero. Para o primeiro teste, a completção da terceira camada do poço produtor foi fechada em 30% por aproximadamente três meses, do dia 500 até o dia 590; depois o poço ficou aberto novamente, simulando assim o reparo da falha. A Figura 46 apresenta a resposta da produção de óleo frente à primeira perturbação. Observa-se que o modelo MPC-RL proposto chega a controlar o *setpoint* de 190 m³/dia. A produção de óleo chegou a um mínimo de 166 m³/dia no dia 585, mas o modelo MPC-RL leva a saída da produção de óleo ao regime permanente aos 660 dias, ou seja, demorou aproximadamente dois meses para recuperar o *setpoint*.

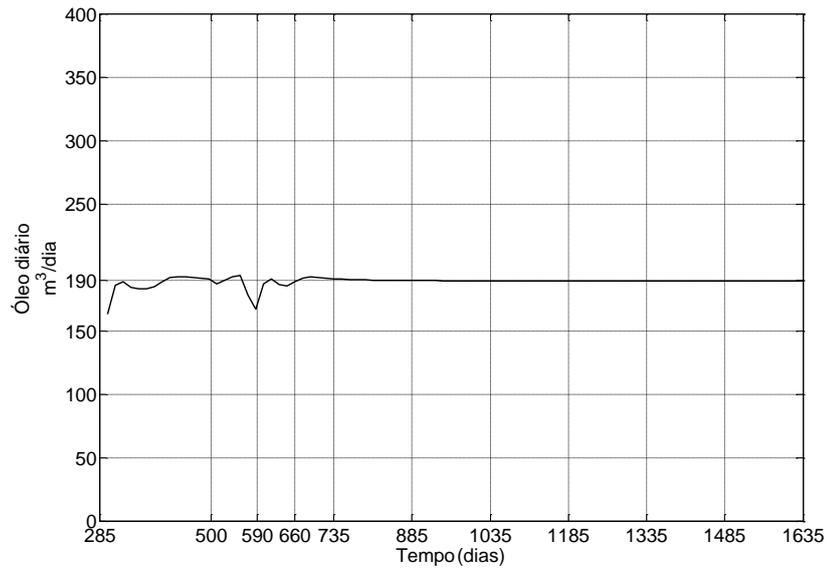


Figura 46 - Saída da produção de óleo frente a perturbação: Experimento 1.

A Figura 47 mostra a pressão média do reservatório frente a essa perturbação, a pressão média chega a um mínimo de 101.7 Kg/cm^2 nos 585 dias, isso indica a estreita relação entre a produção de óleo e a pressão média. A oscilação na produção de óleo devido à perturbação é à resposta a baixa pressão do reservatório, embora a pressão mínima permitida neste reservatório é de 78 Kg/cm^2 .

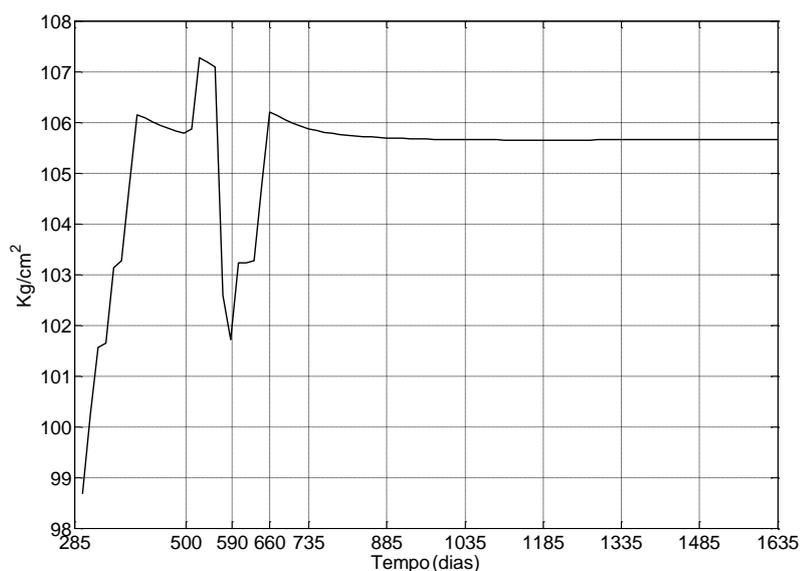


Figura 47 – Pressão média frente a perturbação: Experimento 1.

A Figura 48 mostra as configurações das válvulas do reservatório frente à perturbação. Observa-se que, quando o óleo baixa, o MPC-RL determina que todas as válvulas abram para que a produção de óleo não baixe ainda mais.

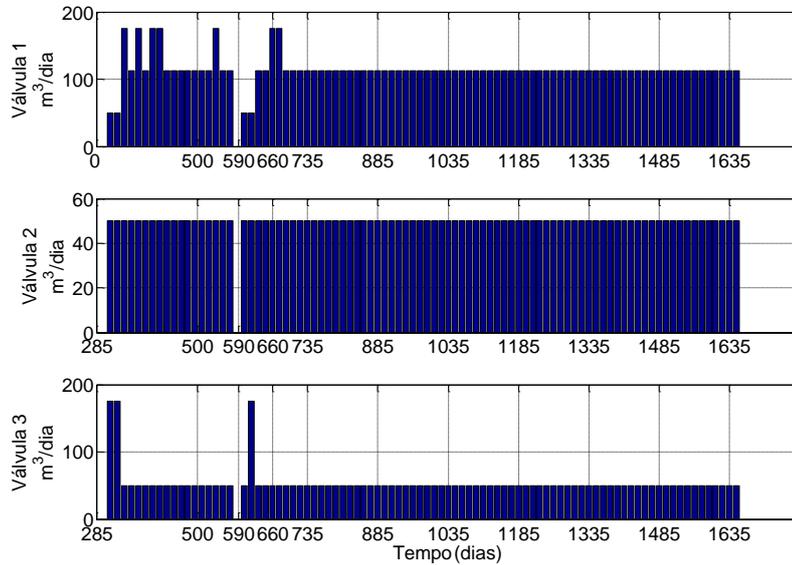


Figura 48 – Configuração das válvulas do reservatório frente a perturbação.

O segundo teste foi realizado fechando o poço produtor da terceira camada em 80% por aproximadamente três meses, do dia 500 até o dia 590; em seguida o poço ficou aberto novamente, como no experimento 1. A Figura 49 apresenta a resposta da produção de óleo frente à primeira perturbação. A produção de óleo chegou a dois mínimos, o primeiro de 169 m³/dia no dia 510 e o segundo de 166 m³/dia no dia 630. A saída da produção de óleo chegou ao regime permanente no dia 1155.

A produção de óleo caiu antes que o primeiro experimento, de fato esta simulação de perturbação é mais forte que o primeiro experimento, devido a que a terceira camada tem maior permeabilidade, então o deslocamento de óleo é mais rápido o que faz que os efeitos das variações sejam mais facilmente observados no poço produtor. Além disso, a oscilação é mais demorada, somente no dia 1155 atinge o *setpoint*.

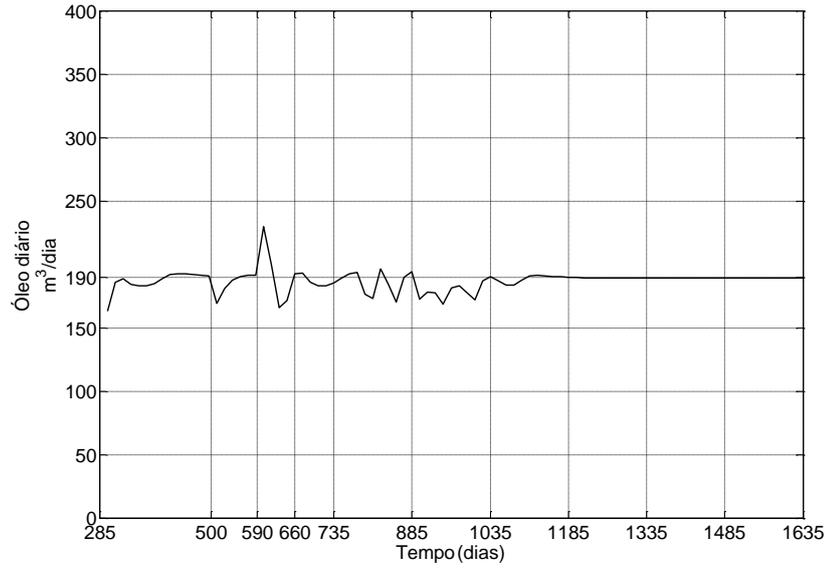


Figura 49 - Saída da produção de óleo frente a perturbação: Experimento 2.

A Figura 50 mostra a pressão média do reservatório frente à segunda perturbação. A pressão média chega a um mínimo de 98.7 Kg/cm² aos 945 dias. Neste caso a pressão média baixa mais que no experimento 1, devido à forte perturbação

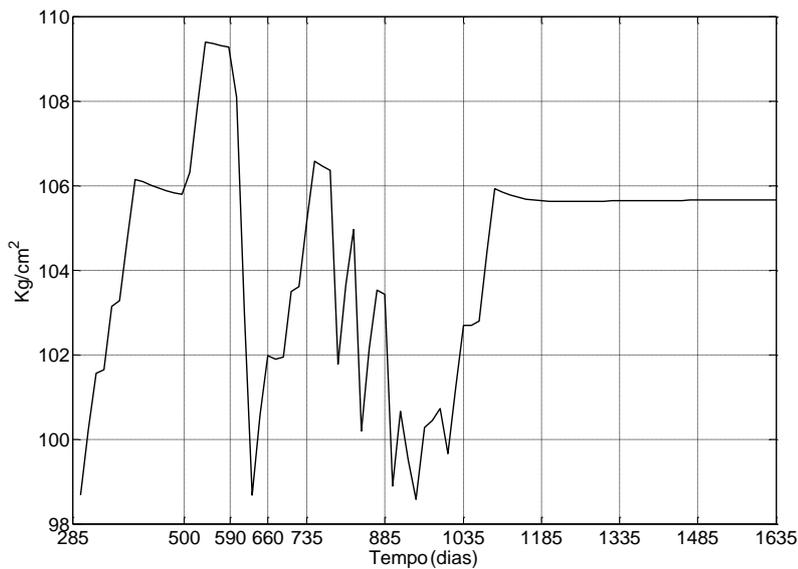


Figura 50 – Pressão media frente a perturbação: Experimento 2.

A Figura 51 mostra as configurações das válvulas do reservatório em função da perturbação. Observa-se que as 3 válvulas oscilam por mais tempo, chegando a um regime permanente.

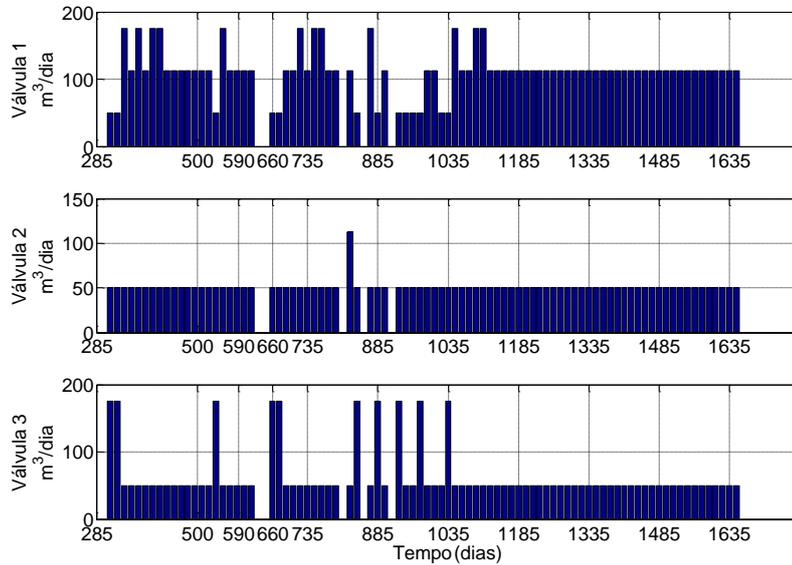


Figura 51 – Configuração das válvulas do reservatório frente a perturbação.

No terceiro teste fecharam-se os três poços produtores das três camadas em sequência; primeiro o poço produtor da terceira camada foi fechado em 50% por 100 dias, do dia 500 até o dia 600. Em seguida, o poço produtor da segunda camada foi fechado em 40% por 90 dias, do dia 570 até o dia 660 e por último o poço produtor da primeira camada foi fechado em 30% por 90 dias, do dia 630 até o dia 720.

A Figura 52 mostra que a produção de óleo baixou até $165.4 \text{ m}^3/\text{dia}$ no dia 630 e chega ao regime permanente no dia 975. A Figura 53 mostra a pressão média do reservatório em função das perturbações. Observa-se que a pressão baixou até 98.71 Kg/cm^2 aos 795 dias. A Figura 54 apresenta as configurações das válvulas do reservatório que aos 975 dias encontram a política de controle ótima para o *setpoint* dado.

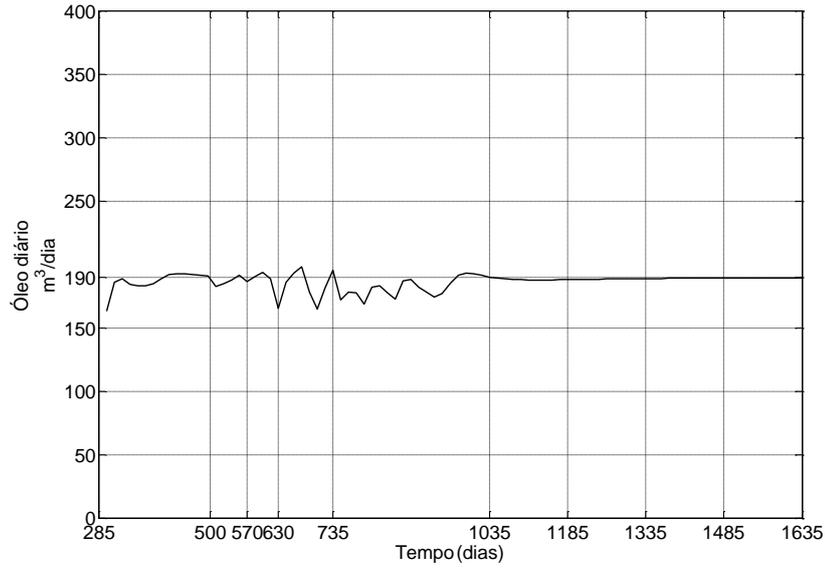


Figura 52 - Saída da produção de óleo frente a perturbação: Experimento 3.

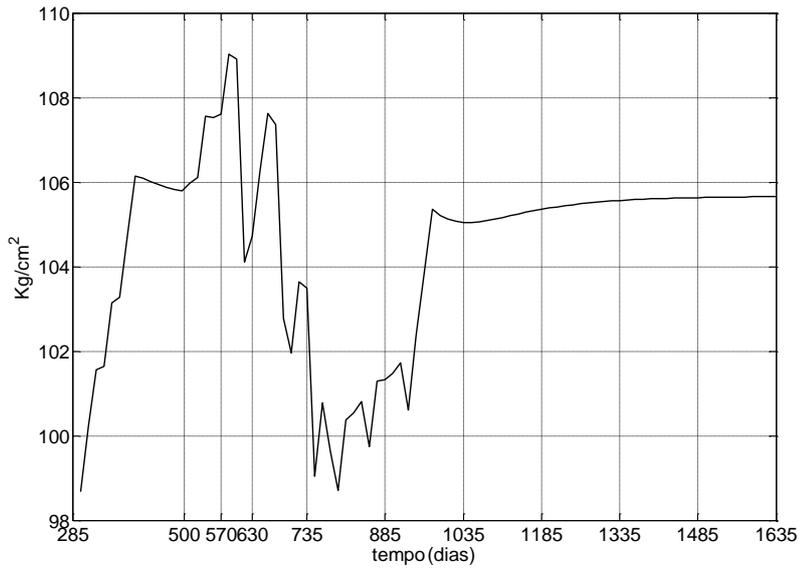


Figura 53 – Pressão media frente a perturbação: Experimento 3.

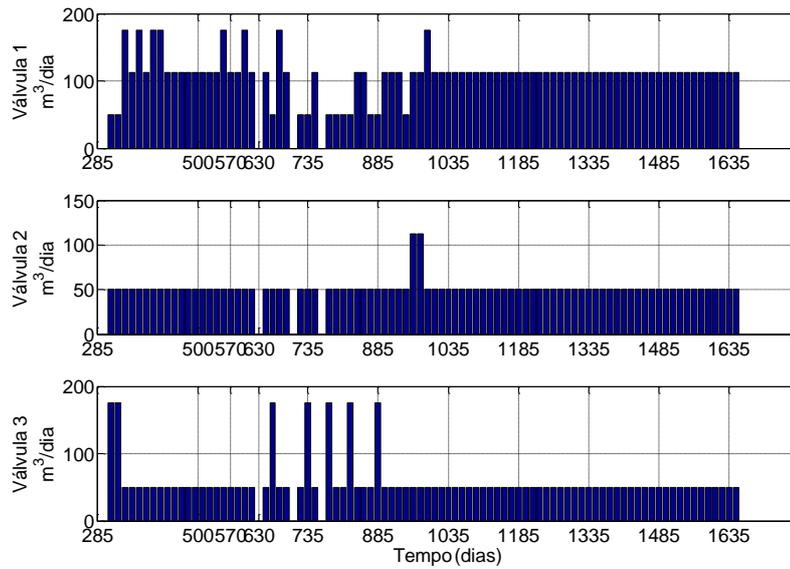


Figura 54 – Configuração das válvulas do reservatório frente a perturbação.

O modelo proposto foi capaz de controlar mesmo com perturbações das camadas do poço produtor e com *setpoints* que não fizeram parte do treinamento do modelo. Além disso, o modelo teve um bom desempenho frente ao mesmo modelo com previsões mais curtas. Isso devido ao fato do modelo com menor horizonte de previsão apresentar uma tabela Q com menos elementos, porém a exploração do RL fica mais limitada.

A comparação do modelo proposto com um aprendizado por reforço teve também melhor desempenho que o RL, sobre tudo em tempo de convergência, já que o RL demora em achar as melhores políticas.