

Eduardo Naoki Akiyoshi Ichige - N°USP: 9836408

Matheus Bastos Rodrigues - N°USP: 9835474

Gabriel Henrique Riqueti - N°USP: 9345554

PTC3456 - Processamento de Sinais Biomédicos

**P1 - Processamento e Análise de Dados Epidemiológicos do Estado
de São Paulo**

São Paulo

2021, Maio

Sumário

1	INTRODUÇÃO	2
1.1	Filtros	3
1.1.1	Filtro média móvel	3
1.1.2	Filtro Notch	6
1.1.3	Filtro Gaussiano	8
1.1.4	Butterworth	11
2	RESULTADOS	13
2.1	Araraquara	14
2.2	Campinas	23
2.3	São Paulo	33
3	ANÁLISE E CONCLUSÕES	44
	REFERÊNCIAS	48
A	FIGURAS ADICIONAIS	49

1 Introdução

Pretende-se, neste trabalho, fazer a análise de dados sobre COVID-19 e sua relação com a taxa de isolamento nas cidades de Araraquara, Campinas e São Paulo. Para isso, utilizou-se dados obtidos de ([SECRETARIA..., 2021](#)) e ([ASSOCIAÇÃO..., 2021](#)).

Foram escolhidos os municípios de São Paulo e Campinas por se tratarem de locais populosos, no entanto, Campinas é grande para um município do interior, mas pequena quando comparada a São Paulo. A escolha de Araraquara se deu pelo fato de este município ter alcançado, por um período considerável, elevados índices de isolamento social, já que houve lockdown decretado no município.

Em seguida, foi feito o pré-processamento dos dados em Python para tratar dados faltantes e deixar os dados em um formato adequado para serem tratados no MATLAB. Para os dias com informação ausente de novos casos, estes foram considerados nulos e para os dias com informação ausente de índice de isolamento social, este foi considerado igual a mediana do conjunto de índices de isolamento social para o município em questão. Os dados coletados de novos casos diários de Covid-19 apresentam interferências semanais provocadas pela anotação de uma quantidade considerável de casos detectados nos finais de semana na segunda e na terça. Assim, um dos objetivos do processamento de dados é filtrar sinais de frequência próxima a $1/7\text{dia}^{-1}$.

Como a anotação de casos novos diários de Covid-19 é feita após alguns dias da infecção do paciente, sinais de frequência superior a $1/7\text{dia}^{-1}$ são considerados ruído e também são filtrados.

A determinação da correlação entre o isolamento social e o número de casos novos diários é feita por meio do cálculo de um coeficiente de correlação linear simples. Também são calculados o coeficiente de correlação simples com os dados de isolamento social deslocados no tempo em uma semana para avaliar uma relação de causalidade com atraso.

Como queremos calcular a correlação entre o número de casos diários e o índice de isolamento social e sinais de frequência próximos ou acima de $1/7\text{dia}^{-1}$ são considerados interferência e são filtrados para o número de casos diários, a mesma filtragem é aplicada ao índice de isolamento social. Note que as variações semanais de índice de isolamento social provavelmente estão ligadas ao fato que em determinados dias da semana as pessoas se deslocam mais, e assim estas frequências não são interferências. Mesmo assim tal fenômeno semanal não é de interesse deste trabalho.

Para atingir os resultados exigidos para o processamento de dados, estudamos três tipos de filtros: média-móvel, notch e Gaussiano. Os dois primeiros foram exigidos pela

disciplina e o terceiro foi utilizado por possuir propriedades apropriadas à proposta.

Finalmente, utilizou-se os resultados obtidos para fazer uma avaliação da relação entre a taxa de isolamento e aumento de casos de COVID-19 nas cidades observadas.

O projeto com os códigos-fonte pode ser encontrado no repositório <<https://github.com/gabrielriqu3ti/COVID-19>>.

1.1 Filtros

1.1.1 Filtro média móvel

O filtro de média móvel não-causal pode ser descrito pela seguinte expressão:

$$h_{mvm}[n] = \frac{1}{2m+1} \sum_{k=-m}^m \delta[n+k]$$

Onde $2m + 1$ é o número de dados que compõem a média.

A Transformada Z deste filtro é descrita por:

$$H_{mvm}(z) = \frac{1}{2m+1} \sum_{k=-m}^m z^k$$

Ou, usando apenas potências negativas de z , por:

$$H_{mvm}(z) = \frac{1 + \sum_{k=1}^{2m} z^{-k}}{(2m+1)z^{-m}}$$

Para o presente trabalho, foram desenvolvidos filtros de média móvel para 3,5 e 7 dias, ou seja, $h_3[n]$, $h_5[n]$ e $h_7[n]$.

Assim, temos:

$$h_{mv3}[n] = \frac{\delta[n+1] + \delta[n] + \delta[n-1]}{3}$$

$$h_{mv5}[n] = \frac{\delta[n+2] + \delta[n+1] + \delta[n] + \delta[n-1] + \delta[n-2]}{5}$$

$$h_{mv7}[n] = \frac{\delta[n+3] + \delta[n+2] + \delta[n+1] + \delta[n] + \delta[n-1] + \delta[n-2] + \delta[n-3]}{7}$$

e suas Transformadas z:

$$H_{mv3}(z) = \frac{1 + z^{-1} + z^{-2}}{3z^{-1}}$$

$$H_{mv5}(z) = \frac{1 + z^{-1} + z^{-2} + z^{-3} + z^{-4}}{5z^{-2}}$$

$$H_{mv7}(z) = \frac{1 + z^{-1} + z^{-2} + z^{-3} + z^{-4} + z^{-5} + z^{-6}}{7z^{-3}}$$

A resposta em frequência destes três filtros é dada pelos Diagramas de Bode e exibida nas Figuras 1, 2 e 3:

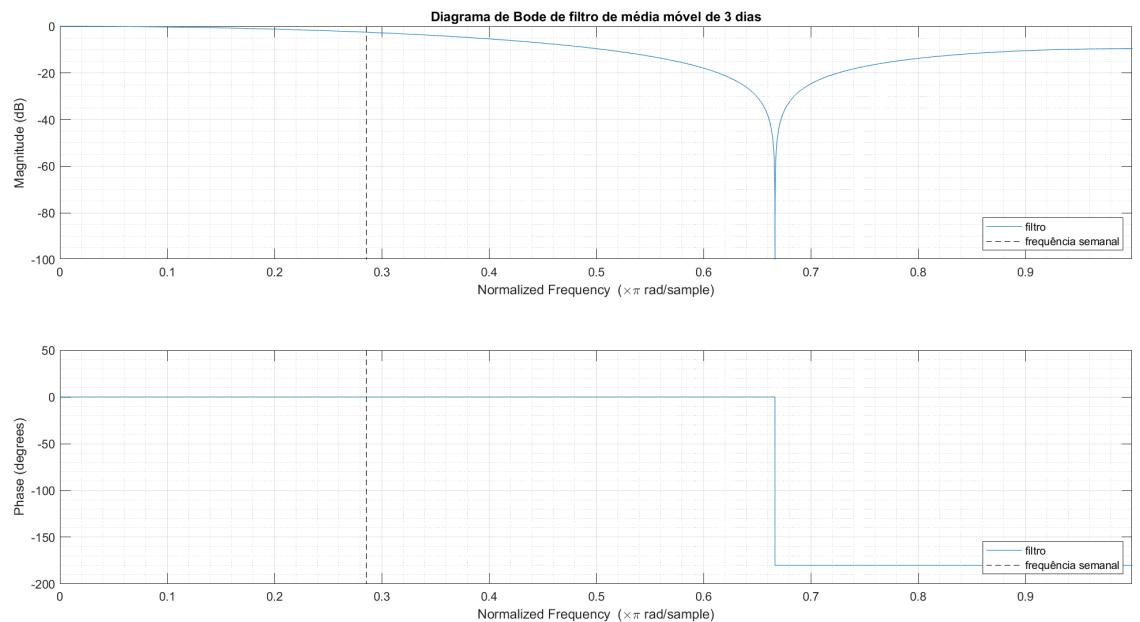


Figura 1 – Diagrama de Bode do filtro média móvel de 3 dias.

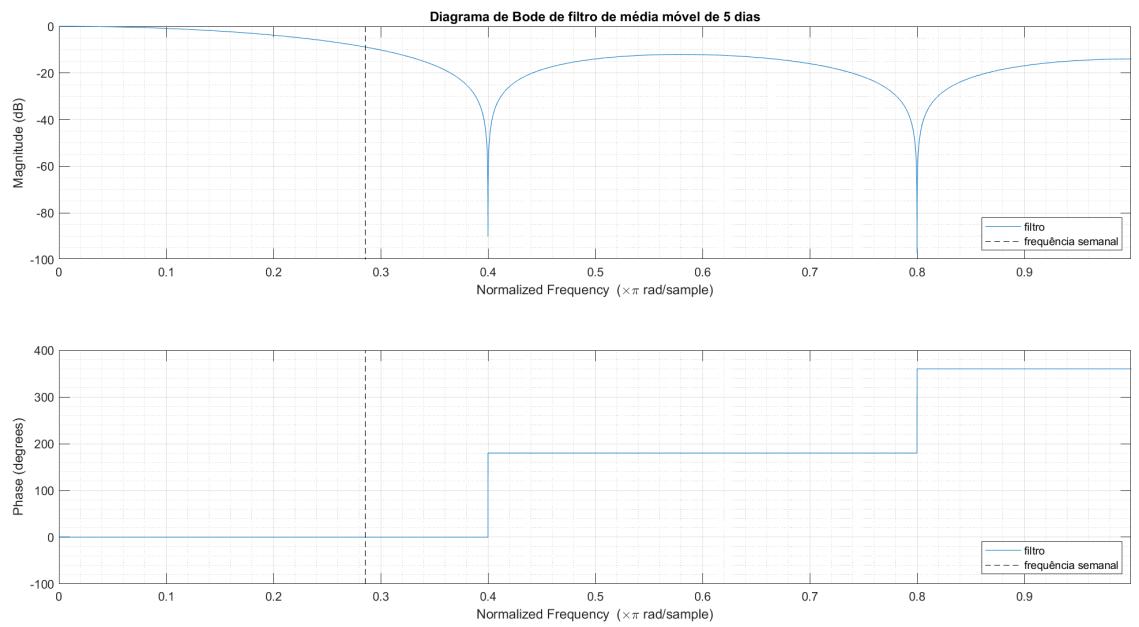


Figura 2 – Diagrama de Bode do filtro média móvel de 5 dias.

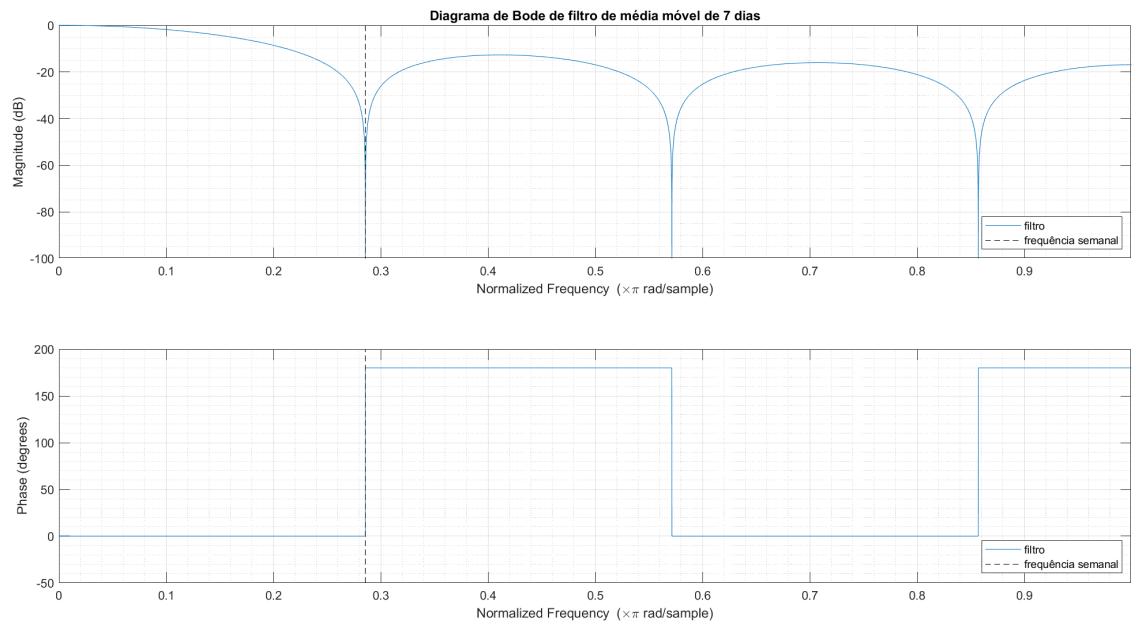


Figura 3 – Diagrama de Bode do filtro média móvel de 7 dias.

Nota-se que os filtros de média móvel eliminam freqüências iguais ou múltiplas da freqüência $1/(2m + 1)dias^{-1}$ onde $2m + 1$ é o número de dados usado pelo filtro. Assim, o

filtro de média móvel de 7 dias elimina o sinal de interferência semanal. Todavia, para certos intervalos de frequência, há uma inversão de fase.

1.1.2 Filtro Notch

Com o intuito de eliminar oscilações periódicas (de 7 em 7 dias) presentes nas séries temporais dos dados, decorrentes da subnotificação dos casos em finais de semana, empregou-se o filtro Notch. Sua função de transferência é mostrada na equação abaixo:

$$H_{nr}(z) = C \cdot \frac{(1 - z_1 z^{-1})(1 - z_2 z^{-1})}{(1 - p_1)} = C \cdot \frac{1 - 2\cos(\omega_0)z^{-1} + z^{-2}}{1 - 2r\cos(\omega_0)z^{-1} + r^2 z^{-2}}$$

Onde:

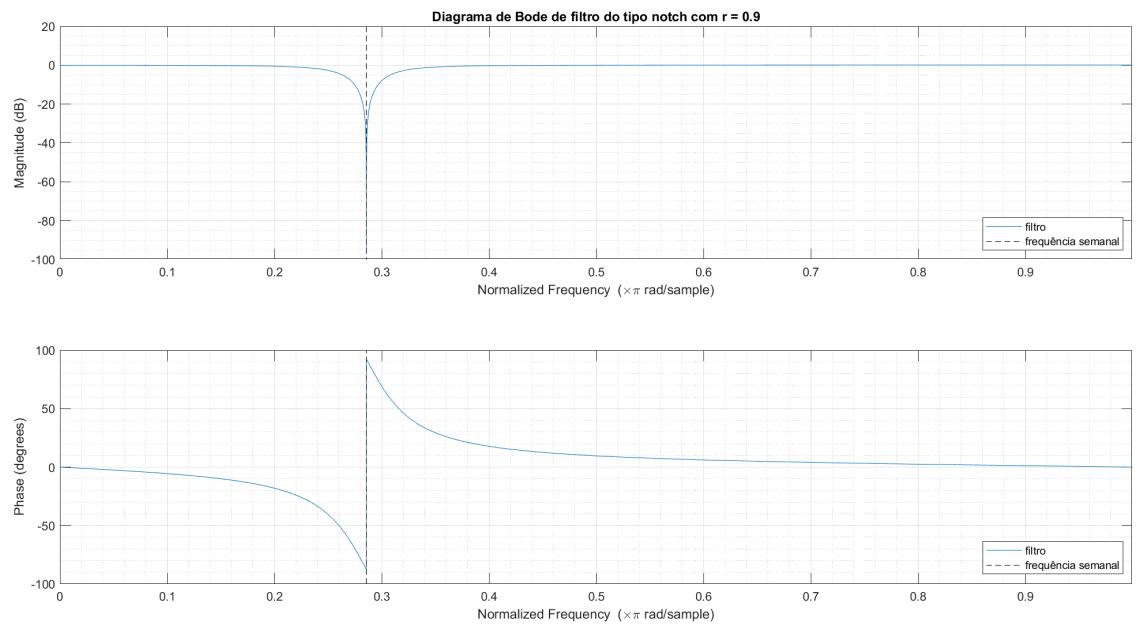
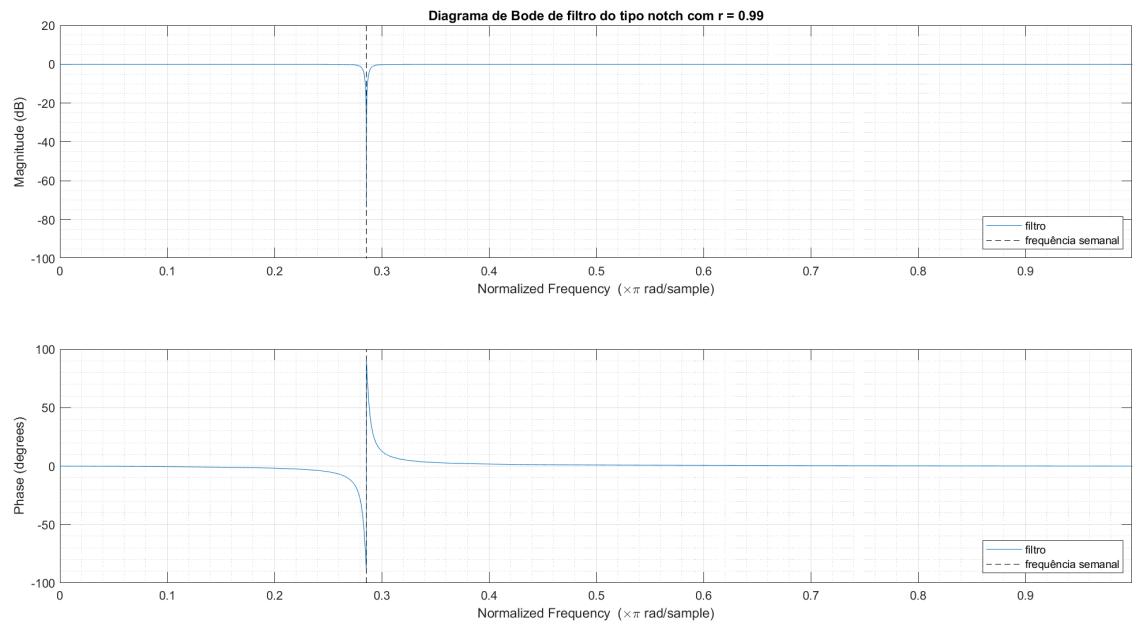
$$C = \frac{1 + r^2 - 2r\cos(\omega_0)}{2 - 2\cos(\omega_0)}$$

A seleção dos parâmetros se dá por ω_0 , que equivale a:

$$\omega_0 = \frac{2\pi f_0}{a}$$

Onde f_a é a frequência de amostragem e f_0 é a frequência a ser eliminada no processamento. Como os dados são amostrados diariamente, sabe-se que $f_a = 1\text{dia}^{-1}$ e $f_0 = \frac{1}{7}\text{dia}^{-1}$, pois o objetivo é eliminar as oscilações em períodos de 7 dias. Outro parâmetro escolhido foi $r = 0.999$. Para isso, parte-se da suposição de que os dados, em meios de semana, são precisamente medidos e amostrados. Portanto, optou-se por uma banda de rejeição de frequências bem estreita.

A resposta em frequência do filtro do tipo notch para os valores de r iguais a 0,9, 0,99 e 0,999 é dada pelos Diagramas de Bode e exibida nas Figuras 4, 5 e 6:

Figura 4 – Diagrama de Bode do filtro notch com $r = 0,9$.Figura 5 – Diagrama de Bode do filtro notch com $r = 0,99$.

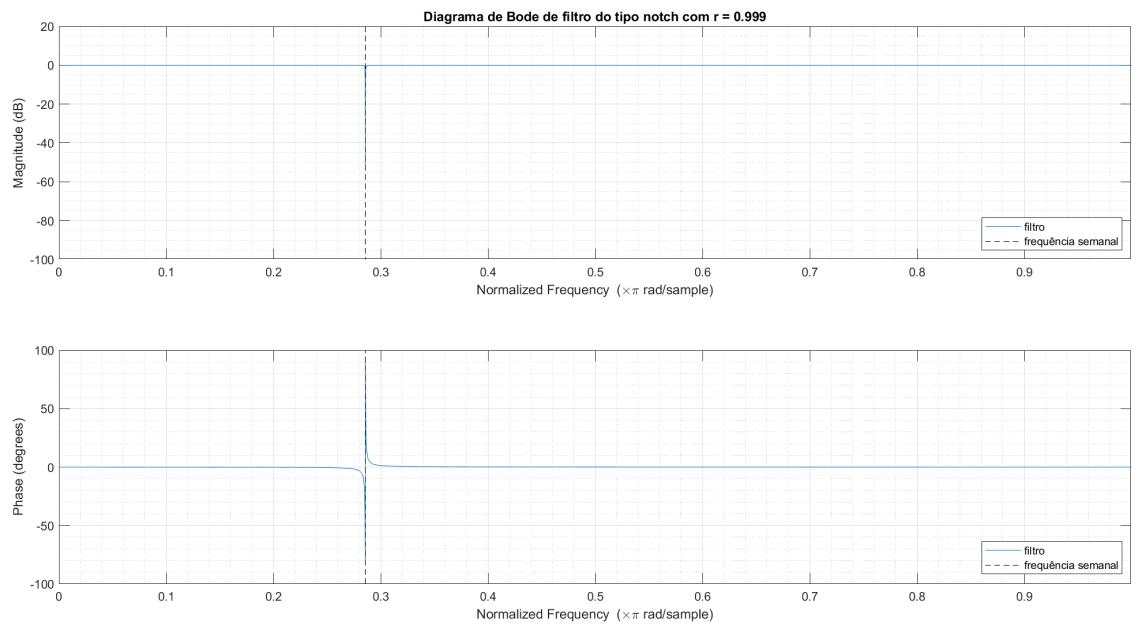


Figura 6 – Diagrama de Bode do filtro notch com $r = 0,999$.

Observa-se que o filtro do tipo notch elimina sinais de frequência w_0 e reduz a amplitude de sinais de frequência próxima a w_0 . Esta redução depende de r , de forma que quanto menor o r maior a redução de sinais de frequências próximas a w_0 .

1.1.3 Filtro Gaussiano

O filtro Gaussiano, também empregado em janela móvel, pode ser visto como uma 'versão ponderada' dos filtros de janela móvel, onde se regulam os pesos de cada elemento da janela móvel segundo a distribuição normal. Isso leva em consideração o tamanho da janela móvel pela qual se realiza o processamento dos dados.

Este filtro pode ser modelado da seguinte forma:

$$h_{gs}[n] = \frac{1}{\sum_{k=-\infty}^{\infty} \exp(-(k/s)^2/2)} \sum_{k=-\infty}^{\infty} \delta[n+k] \exp(-(k/s)^2/2)$$

Onde s é o desvio-padrão da distribuição normal Gaussiana.

A Transformada Z deste filtro vale:

$$H_{gs}(z) = \frac{1}{\sum_{k=-\infty}^{\infty} \exp(-(k/s)^2/2)} \sum_{k=-\infty}^{\infty} \exp(-(k/s)^2/2) z^k$$

Para implementar no computador, utilizamos um filtro com um número inteiro finito de termos.

Para um filtro de desvio-padrão igual a 1 e uma representação de pontos flutuantes com 64 bits, apenas 77 termos são não nulos sendo que os termos em -1, 0 e 1 valem, respectivamente, 0,2420, 0,3989 e 0,2420, totalizando 0,8829. Por isso, a filtragem é semelhante a um filtro de média-móvel de 3 dias. Por esta semelhança, este filtro é chamado neste trabalho de filtro gaussiano 3.

Para um filtro de desvio-padrão igual a 2 e uma representação de pontos flutuantes com 64 bits, apenas 155 termos são não nulos sendo que os termos em -2, -1, 0, 1, 2 valem, respectivamente, 0,1210, 0,1760, 0,1995, 0,1760 e 0,1210, totalizando 0,7983. Por isso, a filtragem é semelhante a um filtro de média-móvel de 5 dias. Por esta semelhança, este filtro é chamado neste trabalho de filtro gaussiano 5.

Para um filtro de desvio-padrão igual a 3 e uma representação de pontos flutuantes com 64 bits, apenas 231 termos são não nulos sendo que os termos em -3, -2, -1, 0, 1, 2, 3 valem, respectivamente, 0,0807, 0,1065, 0,1258, 0,1330, 0,1258 e 0,0807, totalizando 0,7588. Por isso, a filtragem é semelhante a um filtro de média-móvel de 7 dias. Por esta semelhança, este filtro é chamado neste trabalho de filtro gaussiano 7.

Buscando reduzir o tamanho dos filtros para aumentar a eficiência da operação e preservar a resposta em frequência do filtro gaussiano, utilizamos filtros de tamanho $2\sigma^4 + 5$ onde σ é o desvio-padrão da distribuição. Assim, podemos escrever os filtros Gaussianos de desvio-padrão 1, 2, e 3 discretizados na forma:

$$\begin{aligned} H_{g1}(z) &= \frac{1}{\sum_{k=-3}^3 \exp(-k^2/2)} \sum_{k=-3}^3 \exp(-k^2/2) z^k \\ H_{g2}(z) &= \frac{1}{\sum_{k=-18}^{18} \exp(-(k/2)^2/2)} \sum_{k=-18}^{18} \exp(-(k/2)^2/2) z^k \\ H_{g3}(z) &= \frac{1}{\sum_{k=-83}^{83} \exp(-(k/3)^2/2)} \sum_{k=-83}^{83} \exp(-(k/3)^2/2) z^k \end{aligned}$$

E em potências negativas de z:

$$\begin{aligned} H_{g1}(z) &= \frac{\exp(-9/2) + \sum_{k=1}^6 \exp(-(k-3)^2/2) z^{-k}}{\sum_{k=-3}^3 \exp(-k^2/2) z^{-3}} \\ H_{g2}(z) &= \frac{\exp(-81/2) + \sum_{k=1}^{36} \exp(-(k-18)^2/8) z^{-k}}{\sum_{k=-18}^{18} \exp(-k^2/2) z^{-18}} \\ H_{g3}(z) &= \frac{\exp(-6889/18) + \sum_{k=1}^{166} \exp(-(k-83)^2/18) z^{-k}}{\sum_{k=-83}^{83} \exp(-k^2/3) z^{-83}} \end{aligned}$$

A resposta em frequência destes três filtros é dada pelos Diagramas de Bode e exibida nas Figuras 7, 8 e 9:

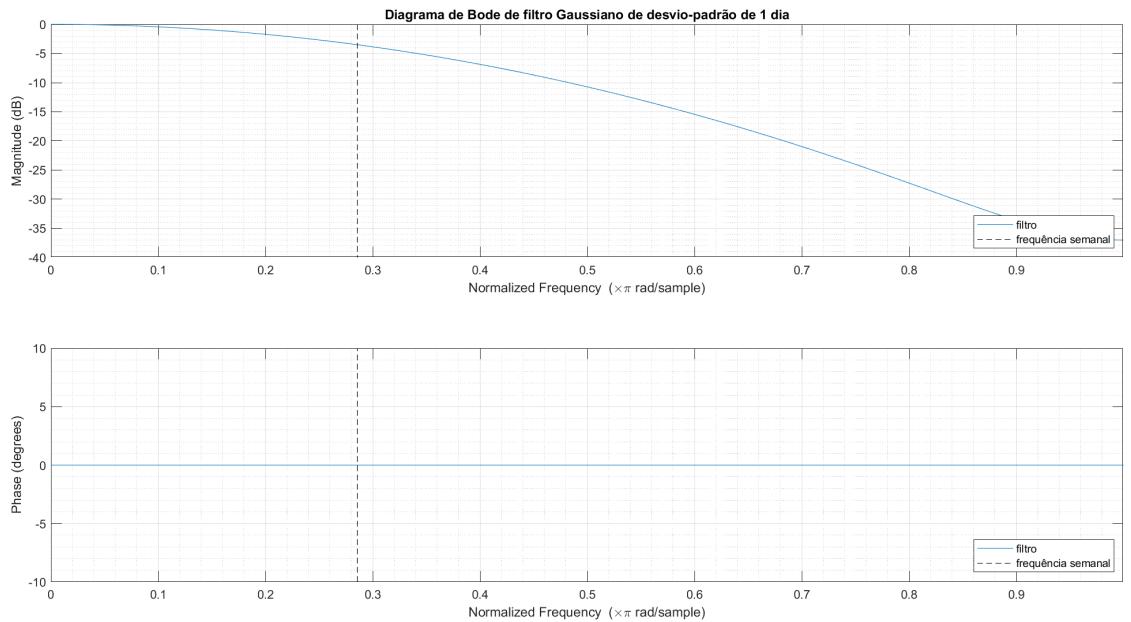


Figura 7 – Diagrama de Bode do filtro Gaussiano com desvio-padrão de 1 dia.

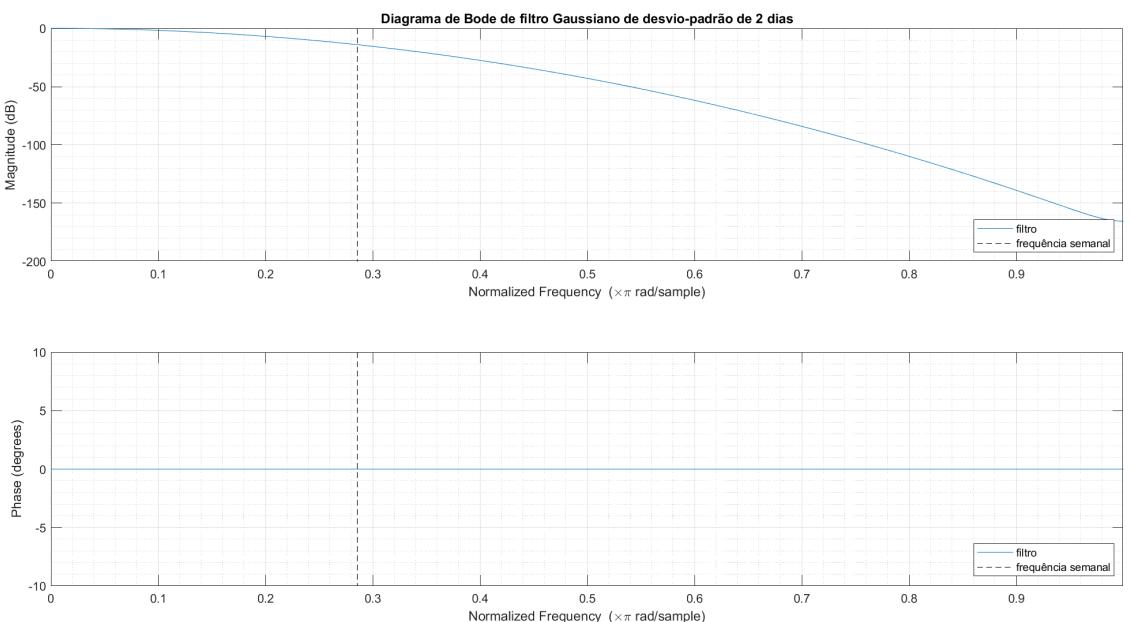


Figura 8 – Diagrama de Bode do filtro Gaussiano com desvio-padrão de 2 dias.

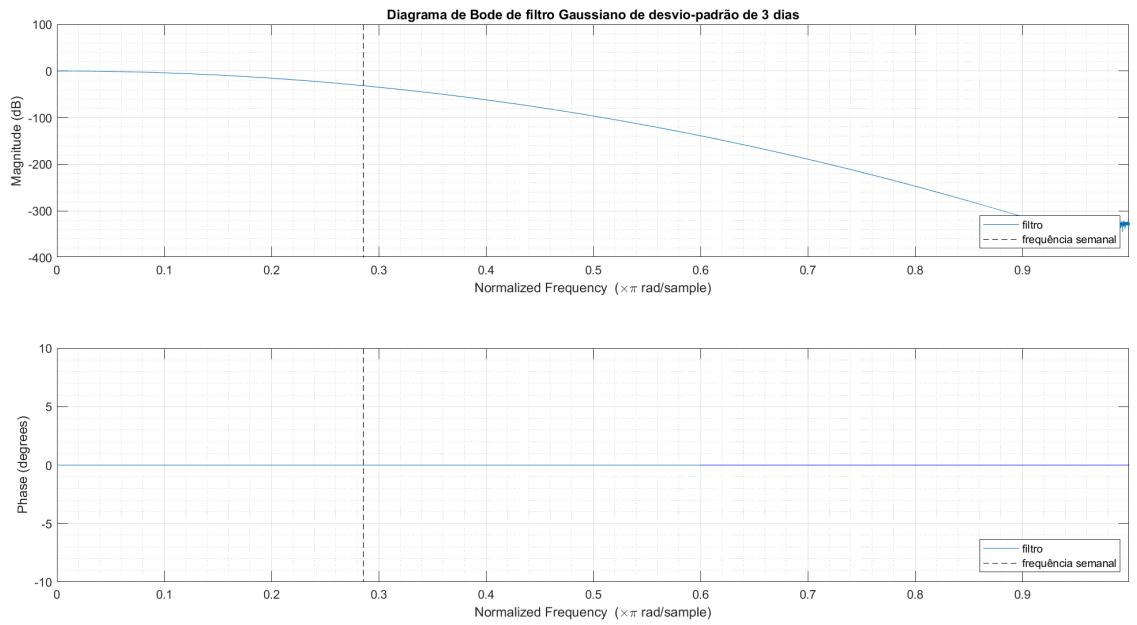


Figura 9 – Diagrama de Bode do filtro Gaussiano com desvio-padrão de 3 dias.

A partir do Diagrama de Bode dos filtros Gaussianos, observa-se que os filtros Gaussianos reduzem a amplitude de sinais de tal forma que quanto maior a frequência do sinal, maior a redução de amplitude. Diferentemente dos filtros de média móvel, não há inversão de fase para nenhuma frequência. Quanto ao desvio-padrão, quanto maior o seu valor maior será a redução de amplitude para as frequências não nulas.

O ruído para frequências normalizadas acima de 0,9 no Diagrama de Bode de amplitude do filtro Gaussiano de desvio-padrão igual a 3 provavelmente está relacionado a erros computacionais relacionados a representação discretizada de números reais. A curva de fase do mesmo gráfico foi completada manualmente já que por motivos computacionais está não desenhada pelo programa.

1.1.4 Butterworth

Trata-se de um filtro desenvolvido para a obtenção de uma resposta em frequência fiel aos dados originais na banda passante, e gradualmente restritiva a banda de frequências rejeitada a medida que elas se tornam mais distantes das frequências passantes.

Butterworth é um filtro que preserva os aspectos dos dados na banda de frequências passante, independente da ordem que o filtro possui. No entanto, nas bandas de rejeição, os filtros de ordem superior apresentam maior atenuação para uma mesma frequência rejeitada, quando comparado a um filtro de ordem inferior. A função de transferência deste filtro e o diagrama de Bode são mostrados abaixo:

$$G_n(\omega) = |H_n(j\omega)| = \frac{1}{\sqrt{1 + (\omega/\omega_c)^{2n}}}$$

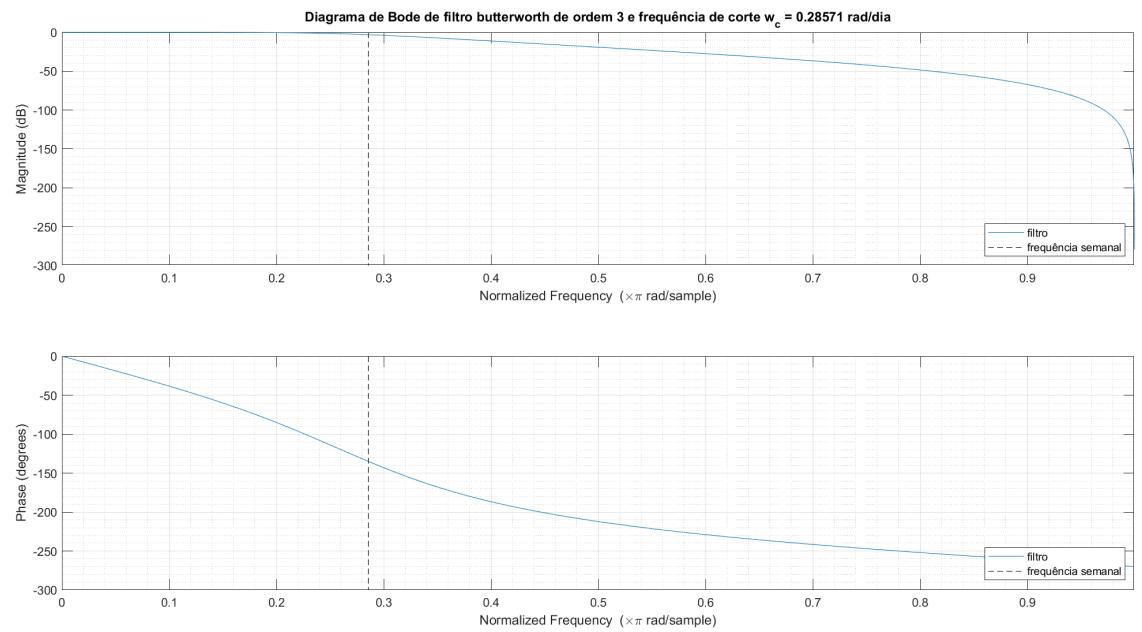


Figura 10 – Diagrama de Bode do filtro Butterworth.

2 Resultados

Para a elaboração das análises, os dados extraídos das fontes citadas no capítulo 1 foram ordenados em função da data, para cada um dos municípios. Então, foram separadas as informações de:

- Número de casos
- Número de novos casos
- Número de óbitos
- Número de novos óbitos
- Índice de Isolamento

Será visto a seguir que os números acumulados, tanto de casos quanto de óbitos, apresentam um bom comportamento, sem variações abruptas. Os números de novos casos, novos óbitos e o índice de isolamento apresentaram 'mau comportamento', com rápidas oscilações dia após dia. Isso justifica a escolha dos últimos três dados para análise, destacando-se o número de casos e o índice de isolamento.

O número de óbitos difere do número de casos em amplitude e em defasagem temporal para cada região, pois a letalidade dessa doença atinge um pequeno número dos casos registrados e, além disso, há um intervalo de tempo entre a contaminação, agravamento do estado de saúde e óbito.

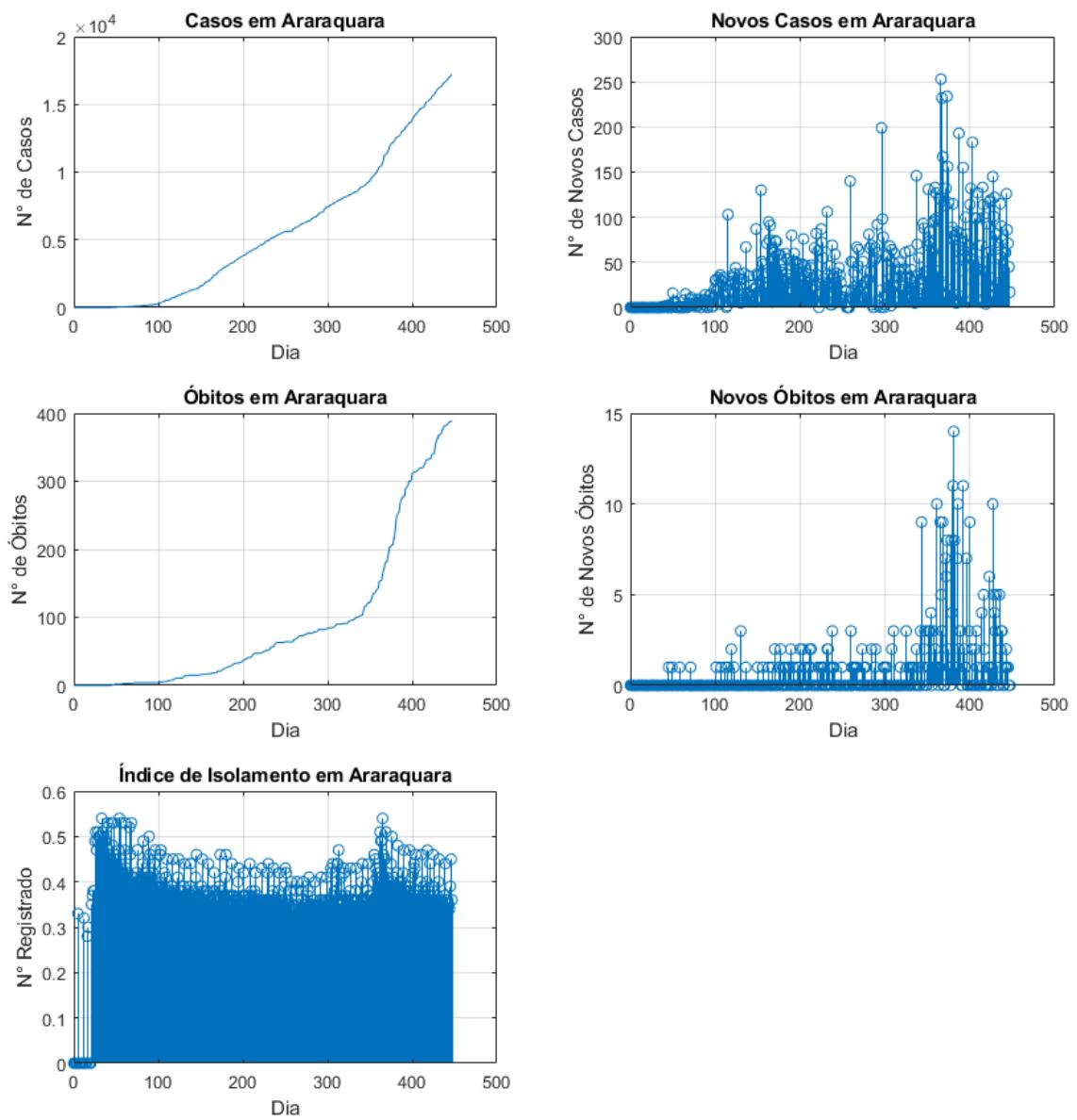
As imagens são mostradas nos blocos subsequentes. Para cada um dos municípios são apresentadas as informações, sem qualquer tipo de processamento. Em seguida são apresentados os dados foco deste trabalho, discriminando no eixo horizontal a região temporal que abrange a quarentena.

Posteriormente são mostrados diversos gráficos com o processamento das séries temporais de novos casos e índices de isolamento; processamentos estes feitos por média-móvel, filtro Gaussiano, Notch e Butterworth. Ressalta-se aqui que essas sequências de imagens foram feitas por dois métodos: O primeiro deles, mostrado nesta seção, com o processamento Notch em série, aplicado sobre séries que sofreram o processamento prévio com média-móvel ou gaussiano de 7^a ordem. No segundo método, mostrado nos apêndices, o Notch foi aplicado sobre os sinais originais. Não houveram diferenças significativas entre os sinais Notch de cada um dos métodos.

2.1 Araraquara

- População: 227.618 habitantes
- Área: 1004 km^2
- Densidade: $227 \frac{\text{habitantes}}{\text{km}^2}$

Figura 11 – Dados da cidade de Araraquara sem aplicação de filtro



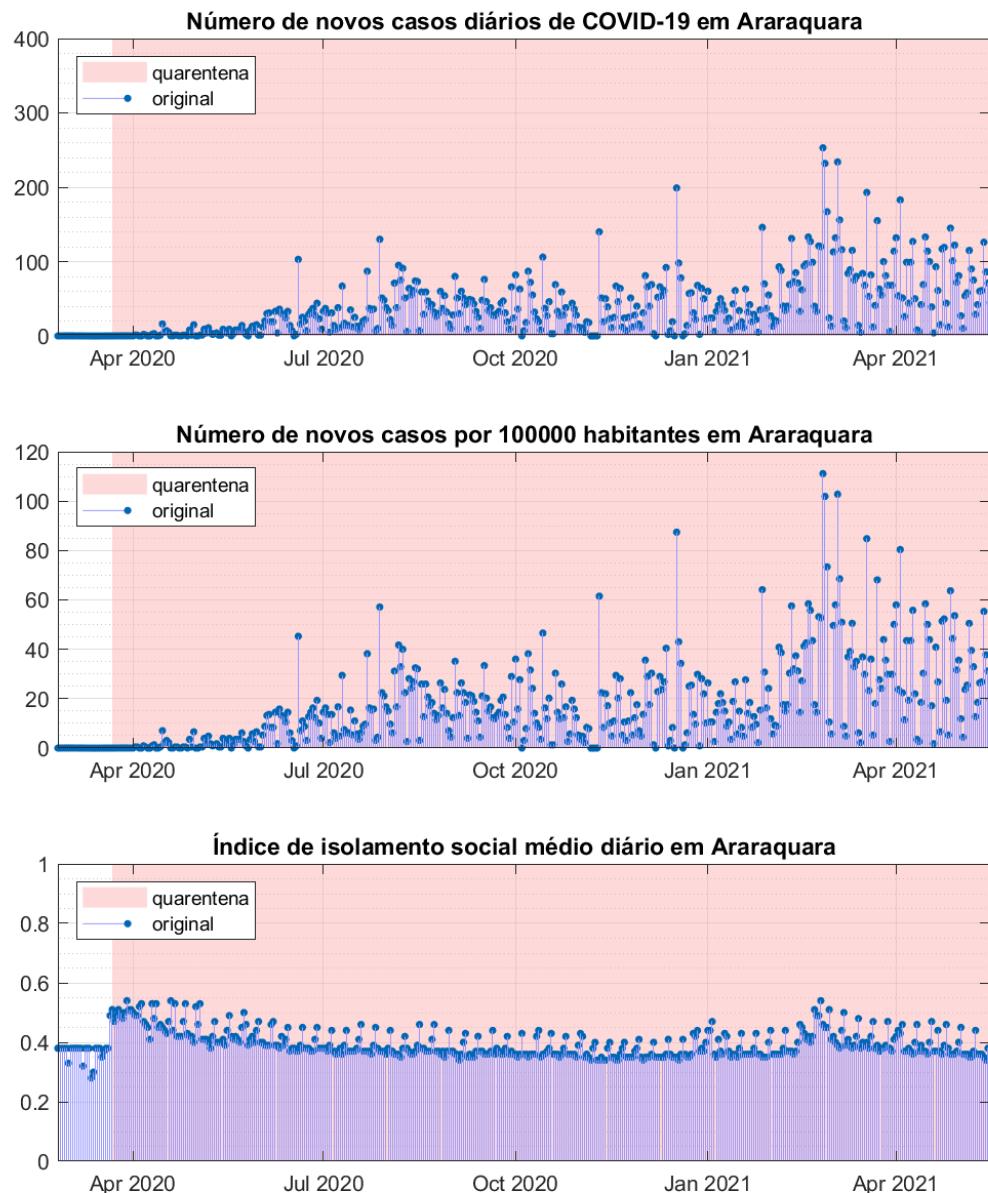


Figura 12 – Novos casos e índice de isolamento social originais no Município de Araraquara.

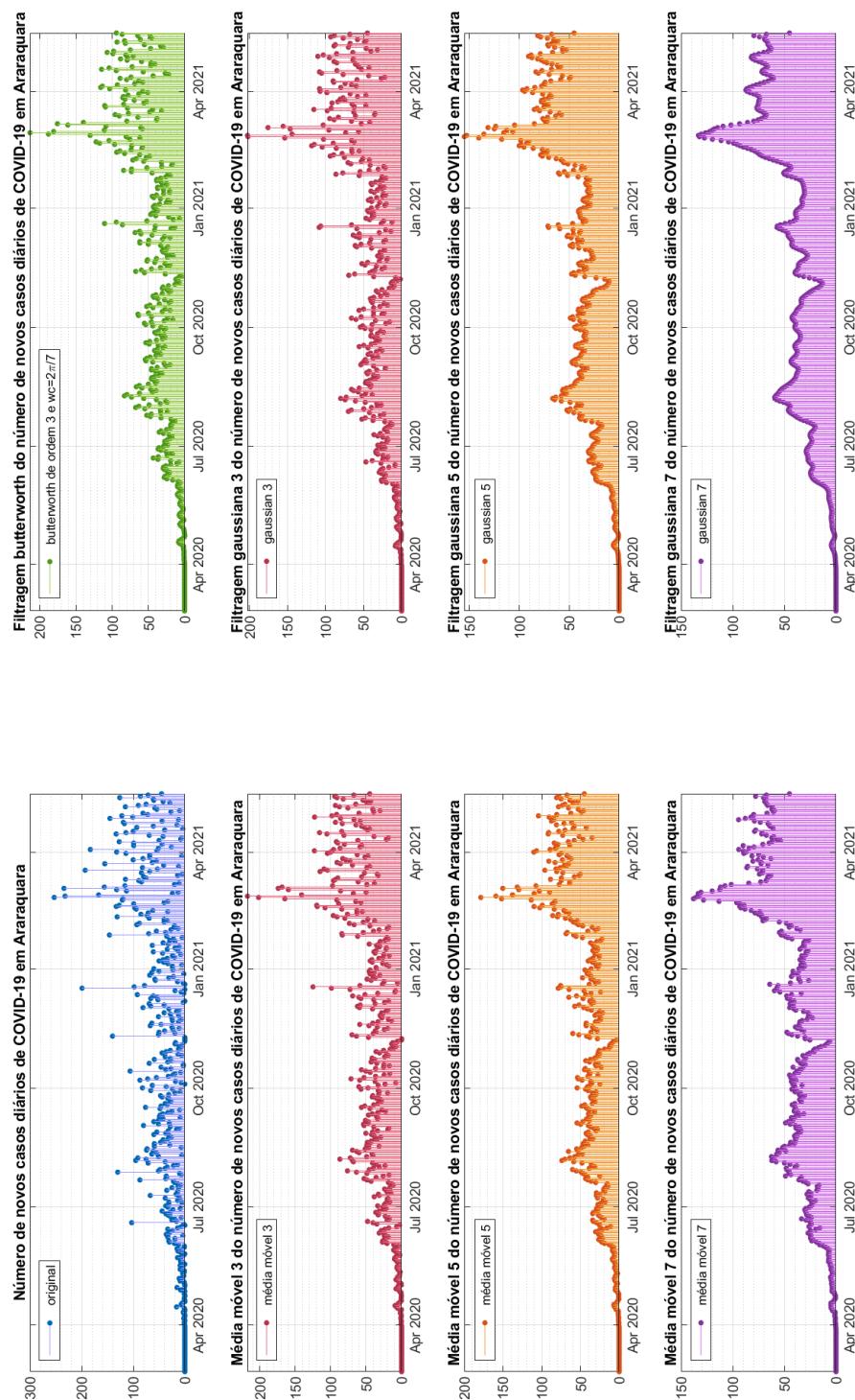


Figura 13 – Novos casos filtrados independentemente com filtros de média móvel, filtros Gaussianos e filtros Butterworth no Município de Araraquara.

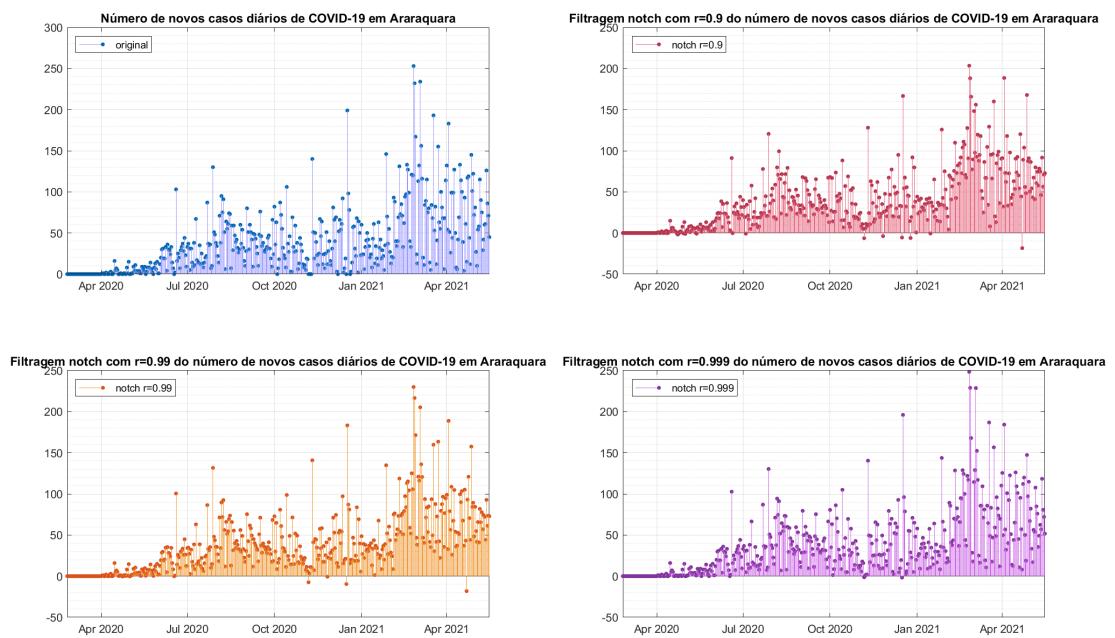


Figura 14 – Novos casos filtrados independentemente com filtros do tipo notch com diferentes valores de r no Município de Araraquara.

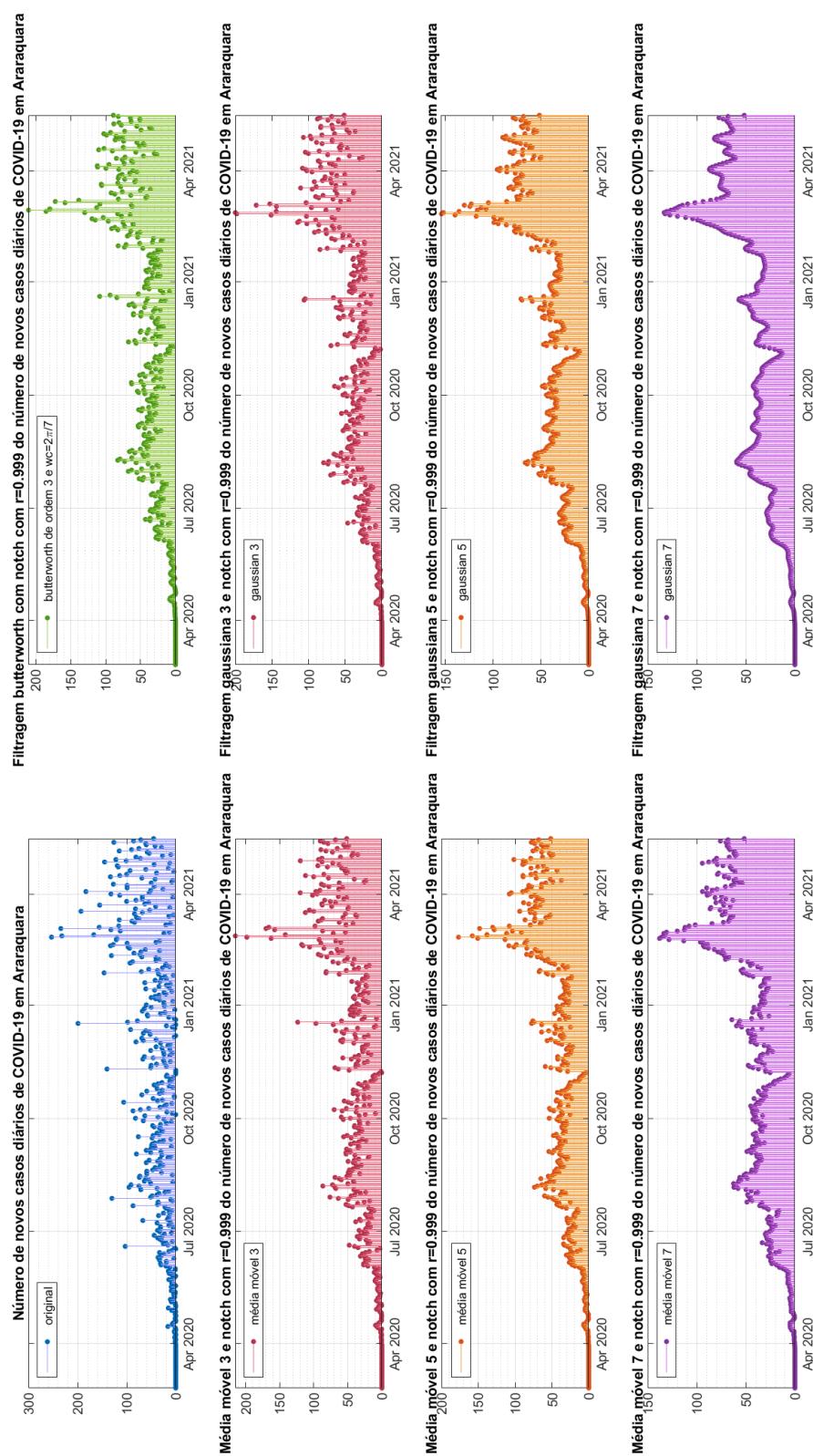


Figura 15 – Novos casos filtrados combinando filtros do tipo notch com filtros de média móvel ou filtros Gaussianos ou filtros Butterworth no Município de Araraquara.

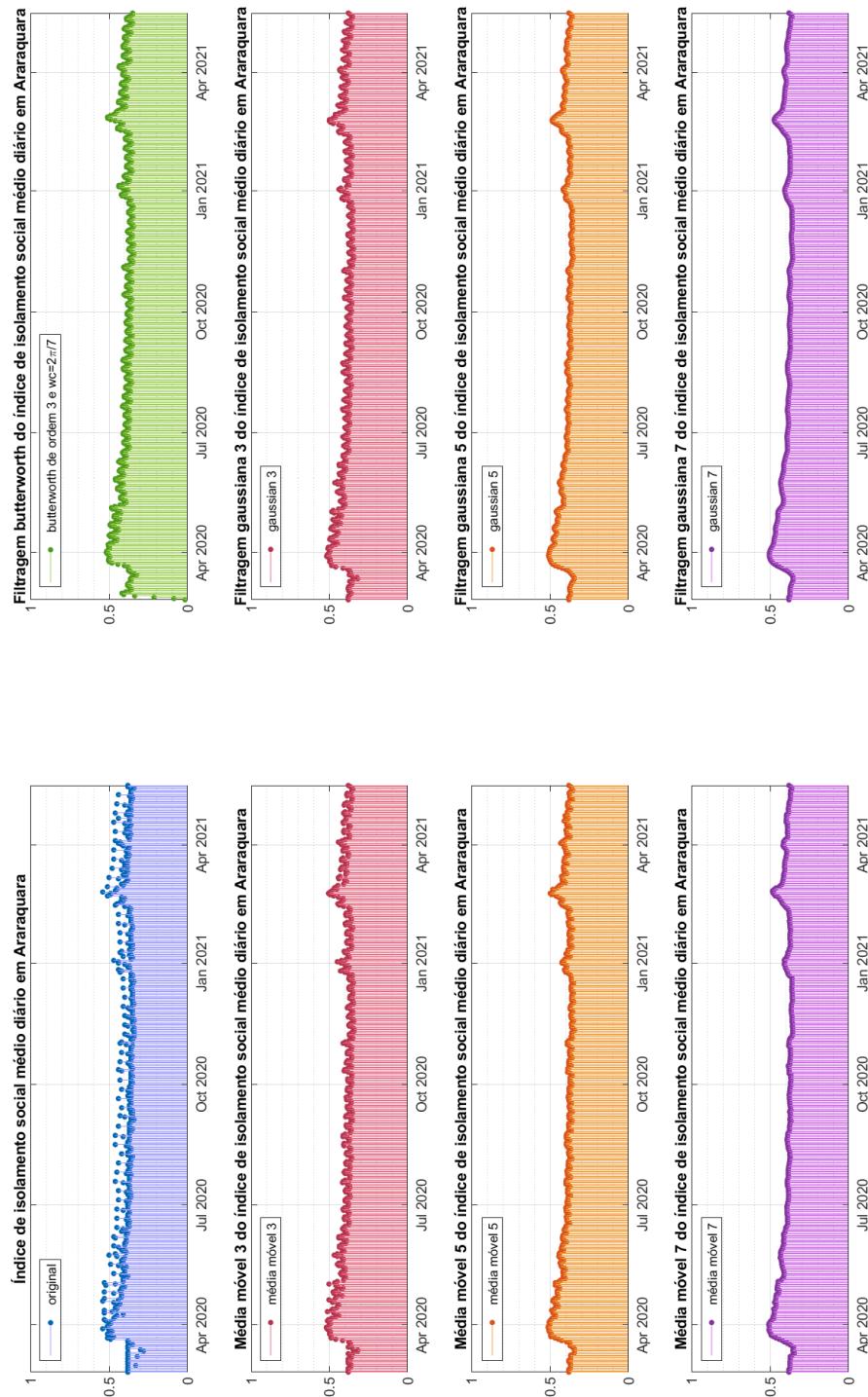


Figura 16 – Índice de isolamento social filtrados independentemente com filtros de média móvel, filtros Gaussianos e filtros Butterworth no Município de Araraquara.

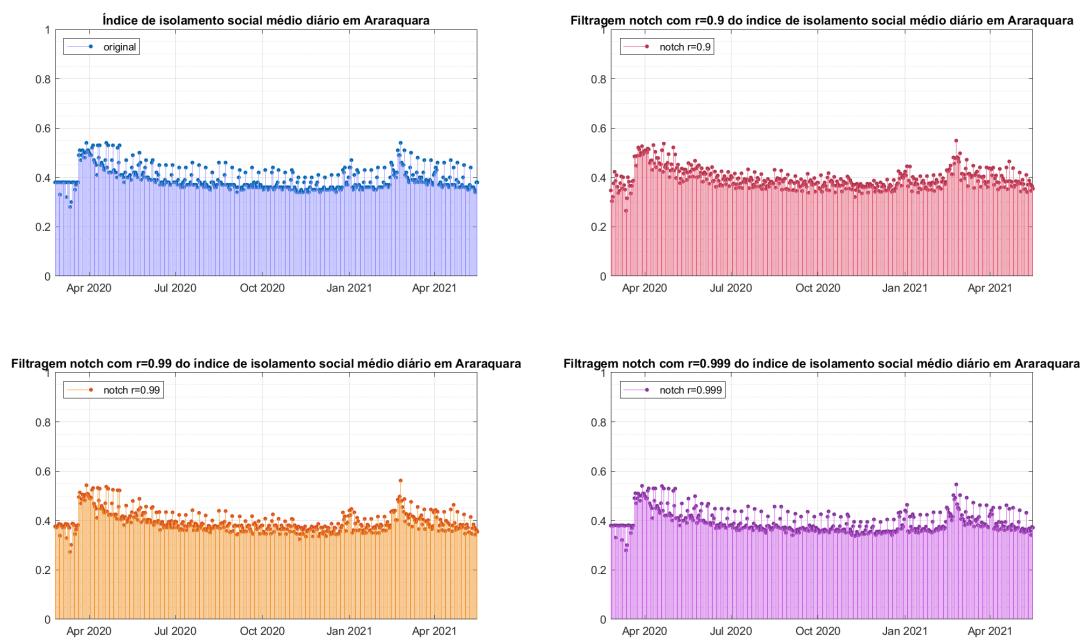


Figura 17 – Índice de isolamento social filtrados com filtros do tipo notch para diferentes valores de r no Município de Araraquara.

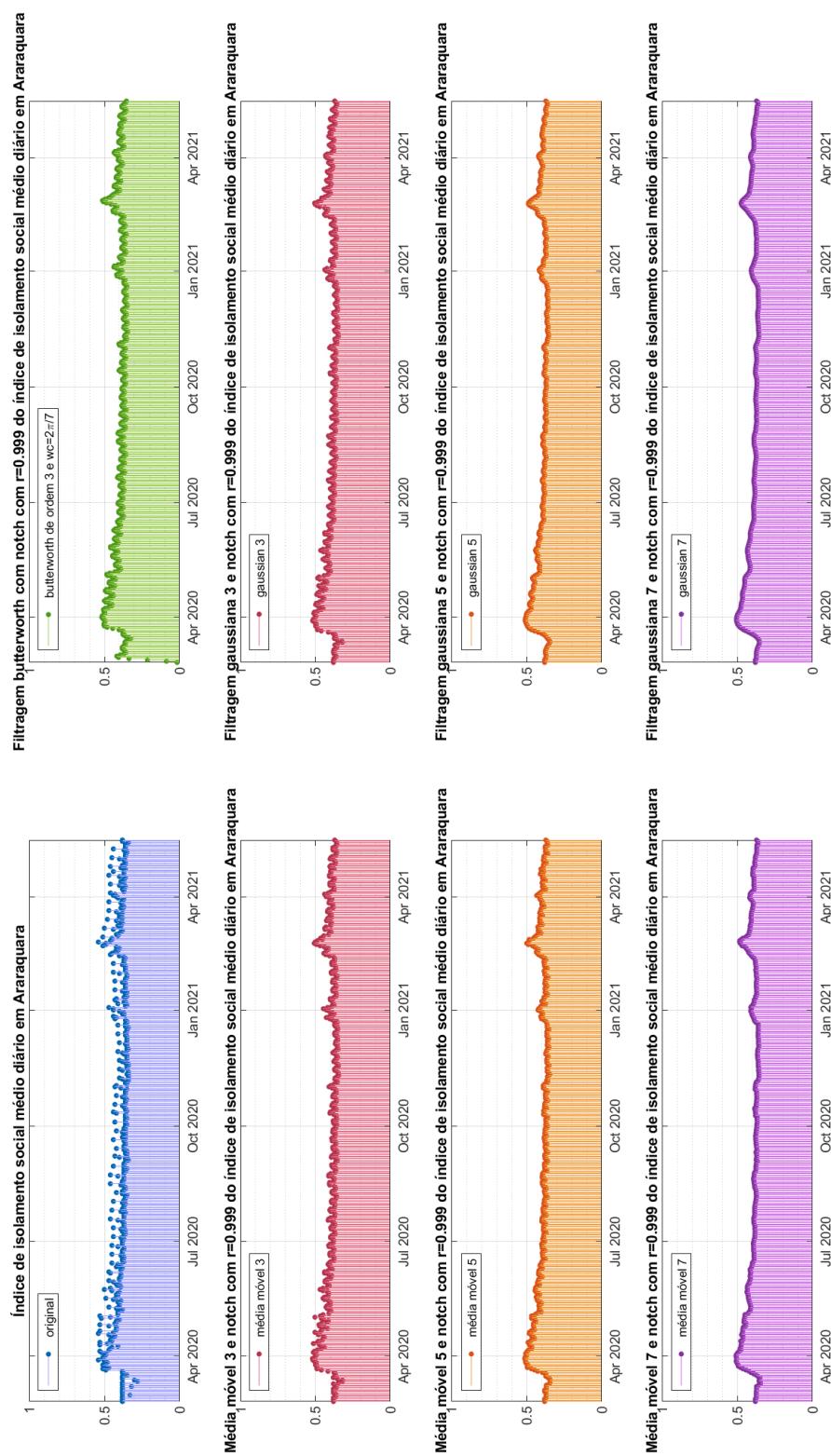


Figura 18 – Índice de isolamento social filtrados combinando filtros do tipo notch com filtros de média móvel ou filtros Gaussianos ou filtros Butterworth no Município de Araraquara.

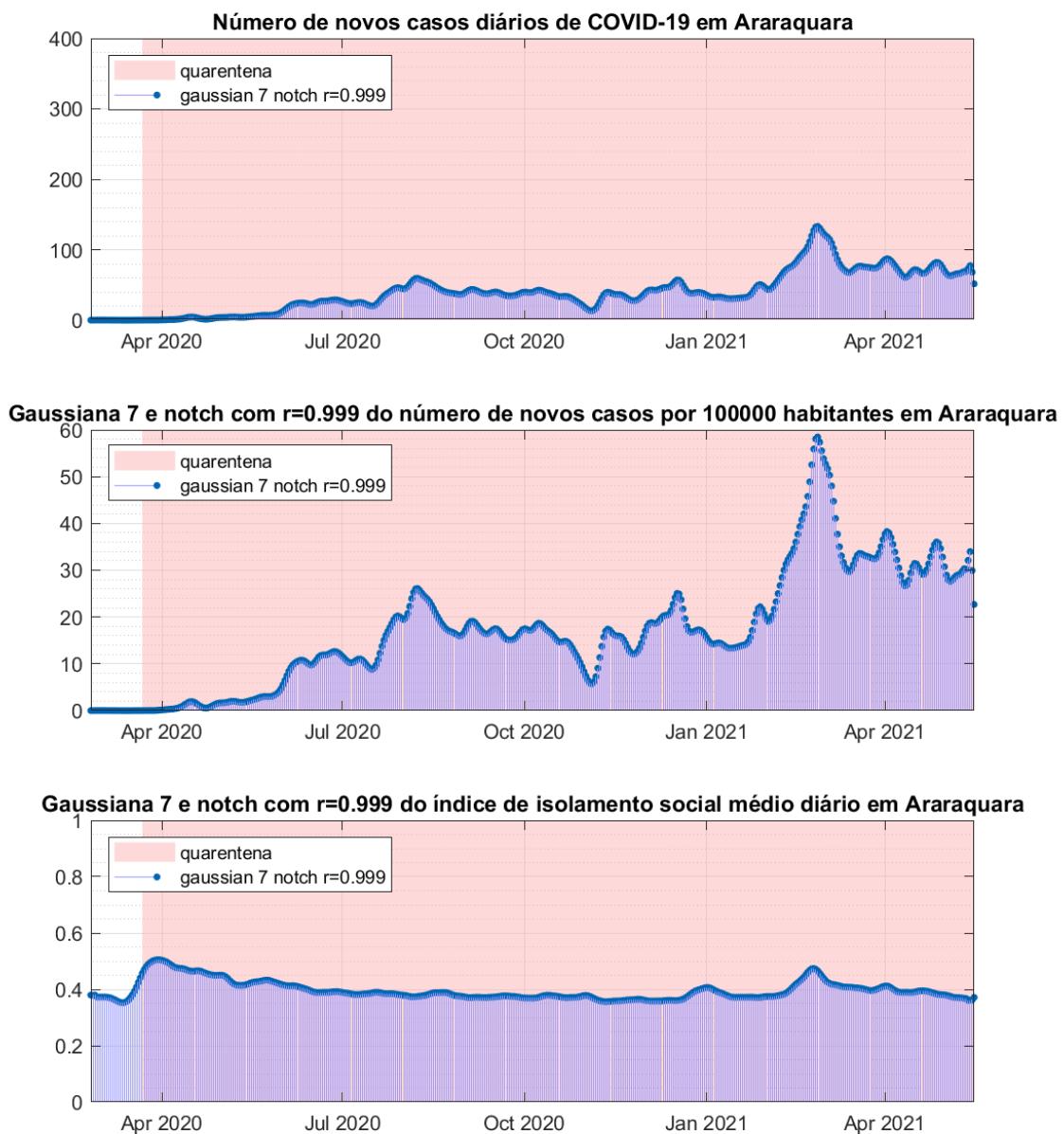


Figura 19 – Novos casos e índice de isolamento social no Município de Araraquara.

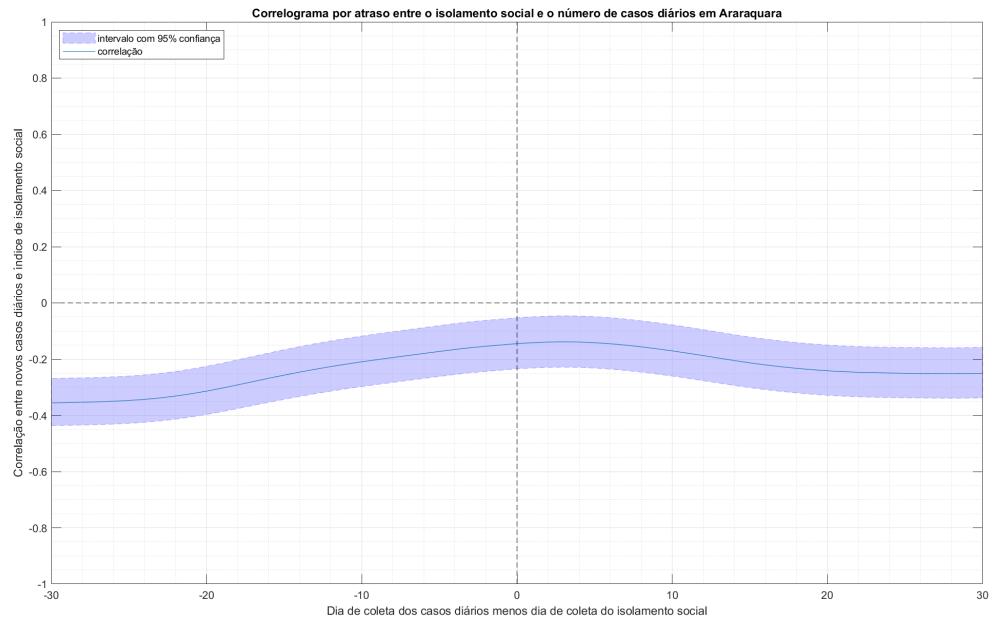
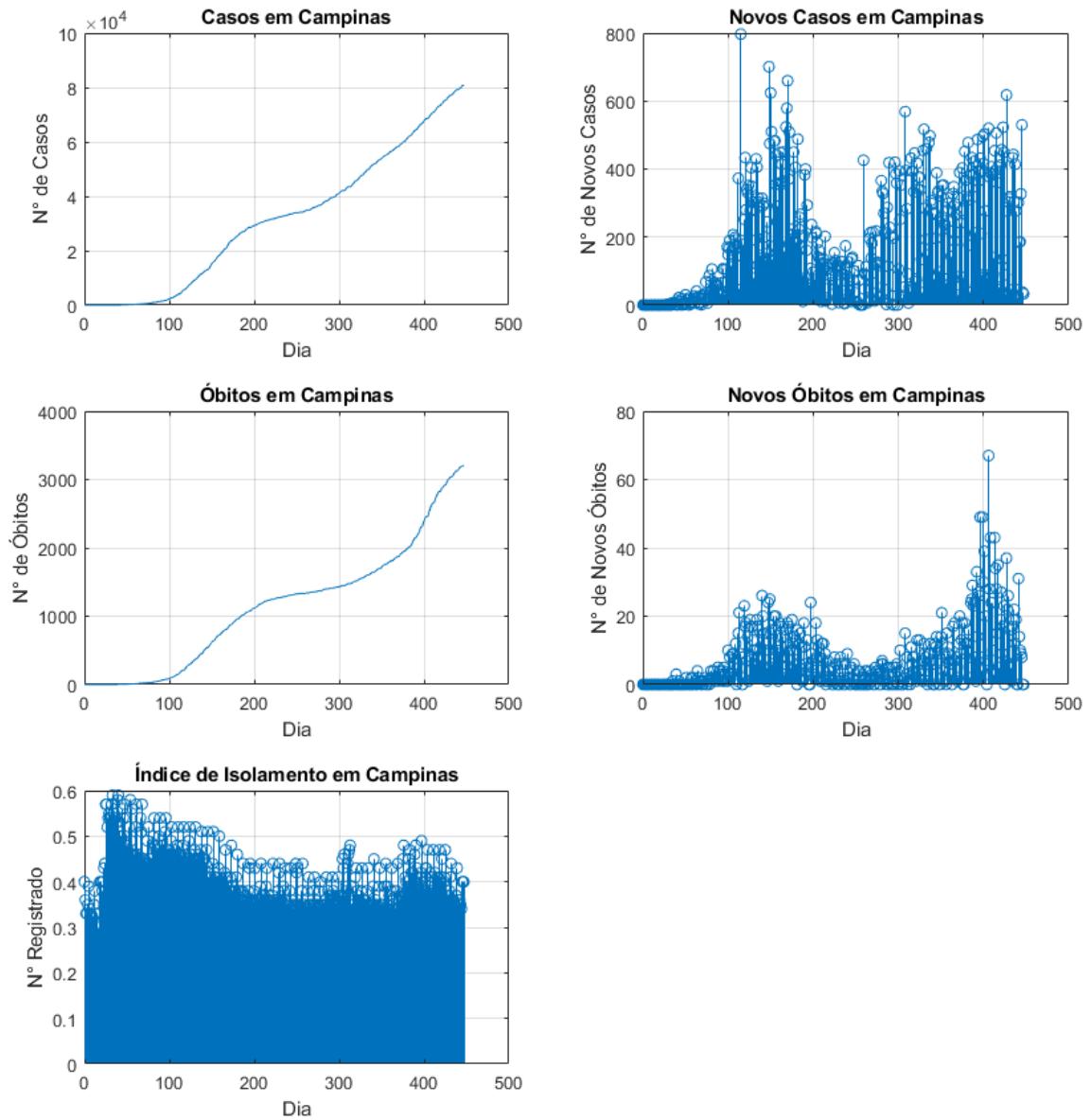


Figura 20 – Correlograma por atraso entre o índice de isolamento social e o número de novos casos no Município de Araraquara.

2.2 Campinas

- População: 1.175.501 habitantes
- Área: 795,7 m^2
- Densidade: 1477 $\frac{\text{habitantes}}{\text{km}^2}$

Figura 21 – Dados da cidade de Campinas sem aplicação de filtro



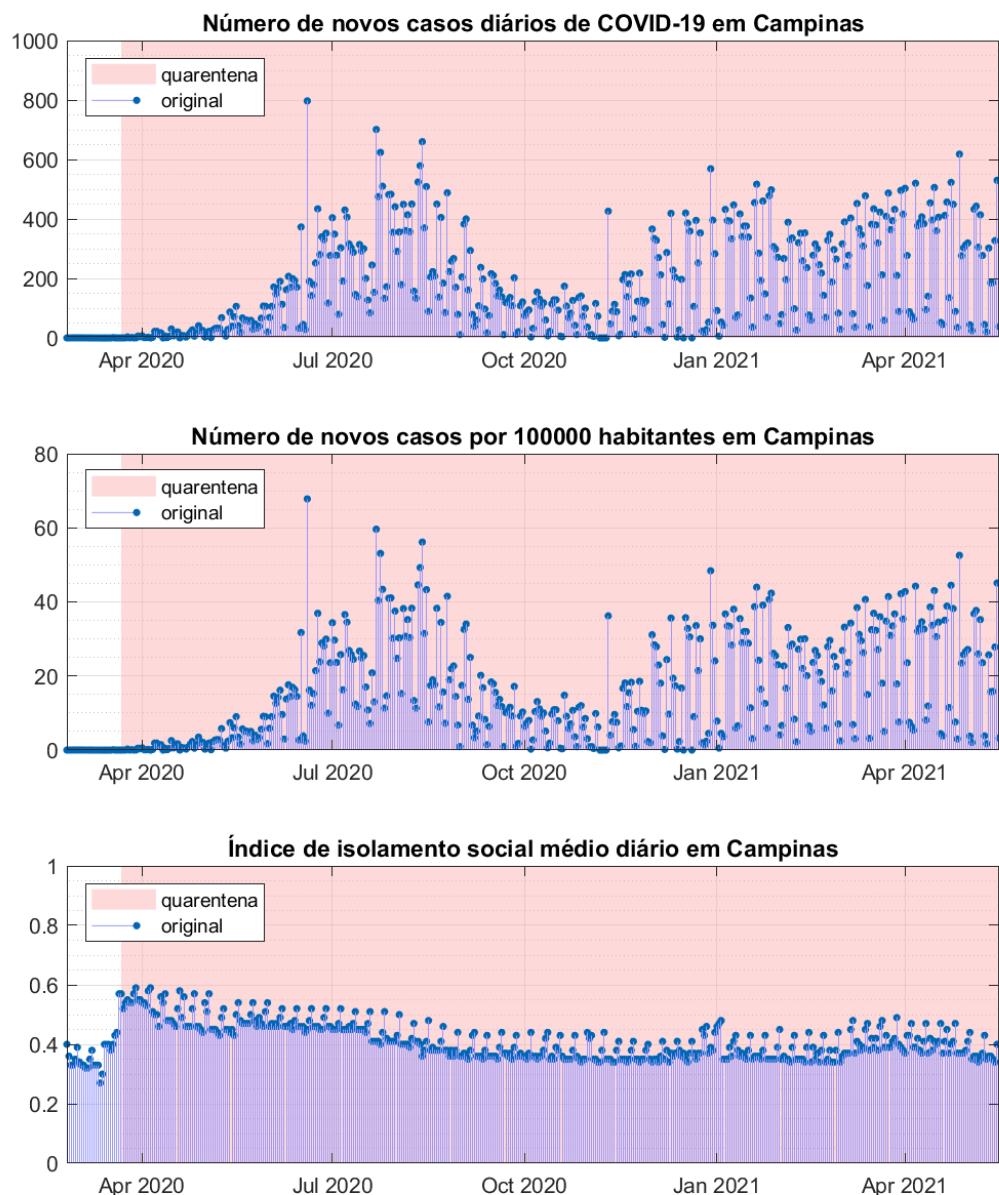


Figura 22 – Novos casos e índice de isolamento social originais no Município de Campinas.

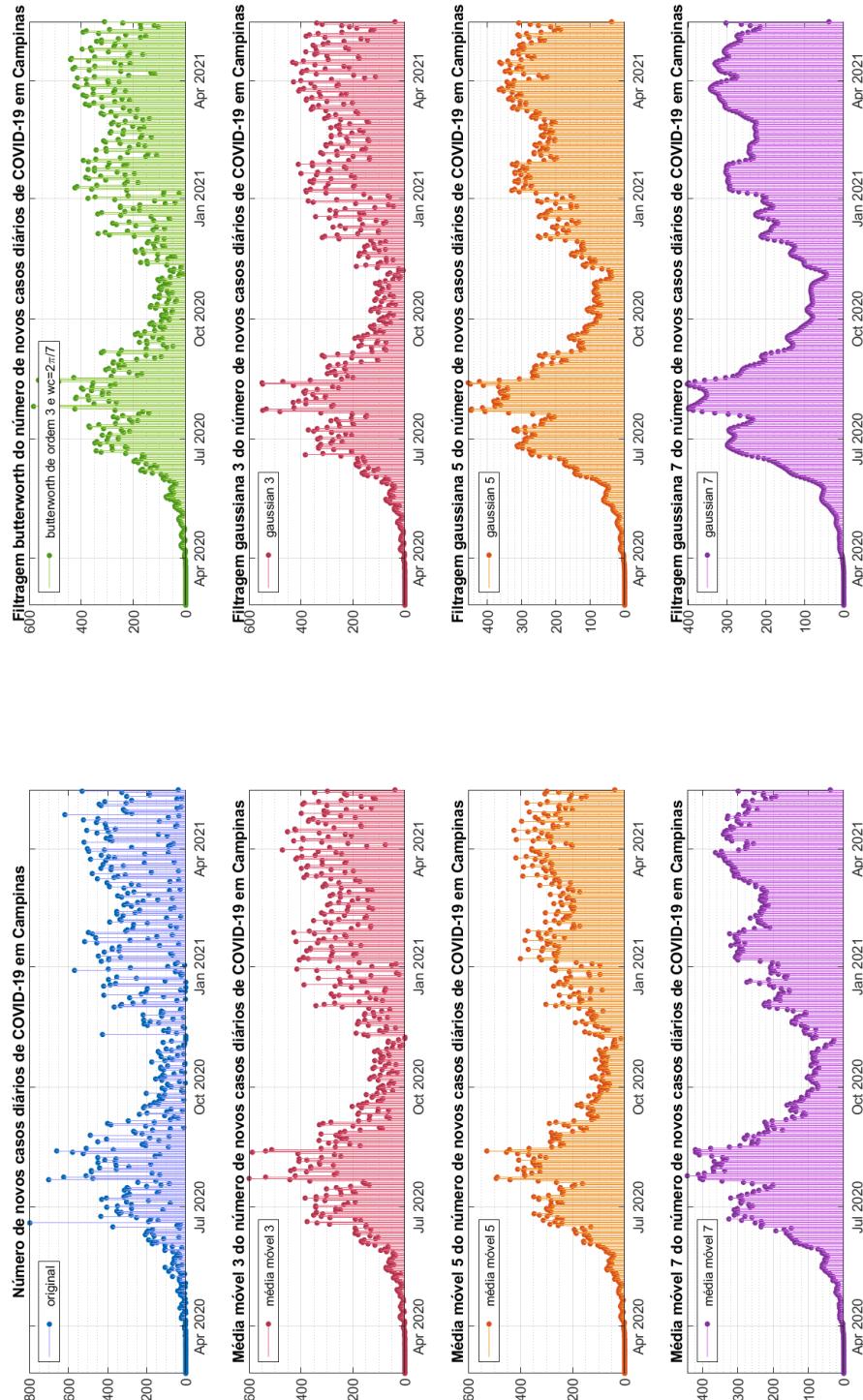


Figura 23 – Novos casos filtrados independentemente com filtros de média móvel, filtros Gaussianos e filtros Butterworth no Município de Campinas.

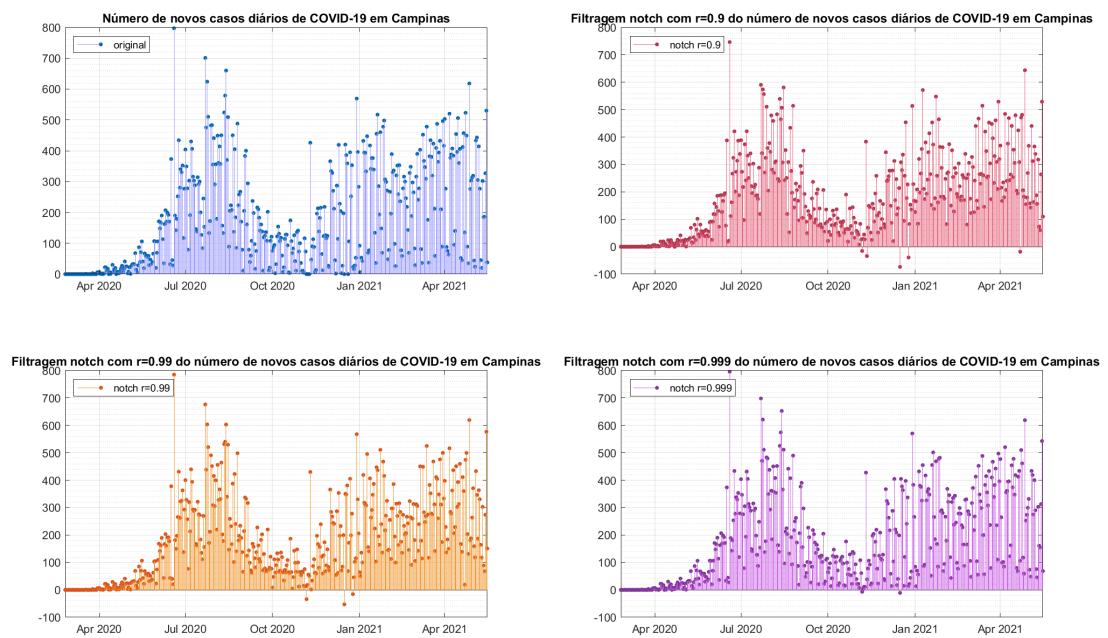


Figura 24 – Novos casos filtrados independentemente com filtros do tipo notch com diferentes valores de r no Município de Campinas.

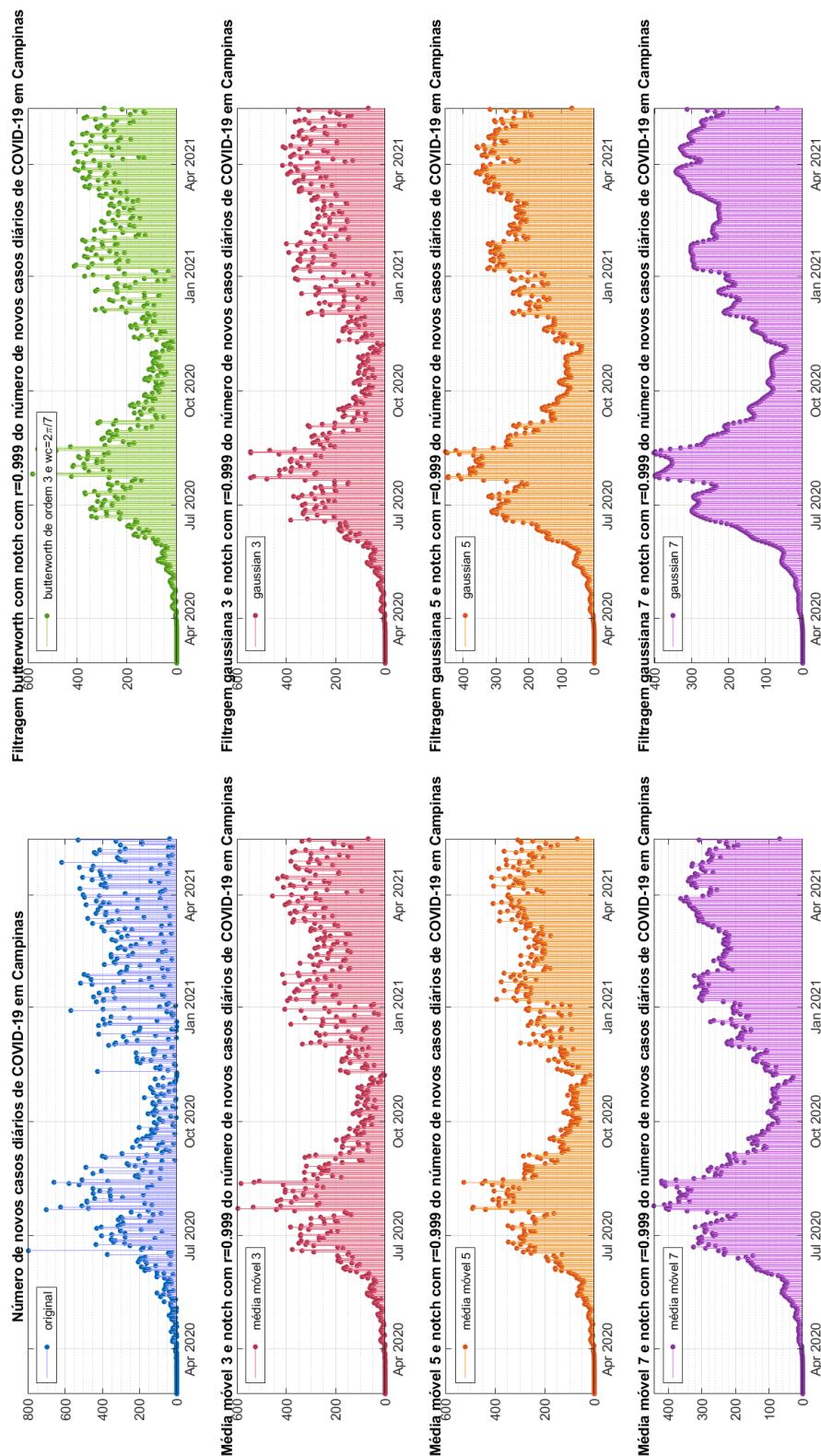


Figura 25 – Novos casos filtrados combinando filtros do tipo notch com filtros de média móvel ou filtros Gaussianos ou filtros Butterworth no Município de Campinas.

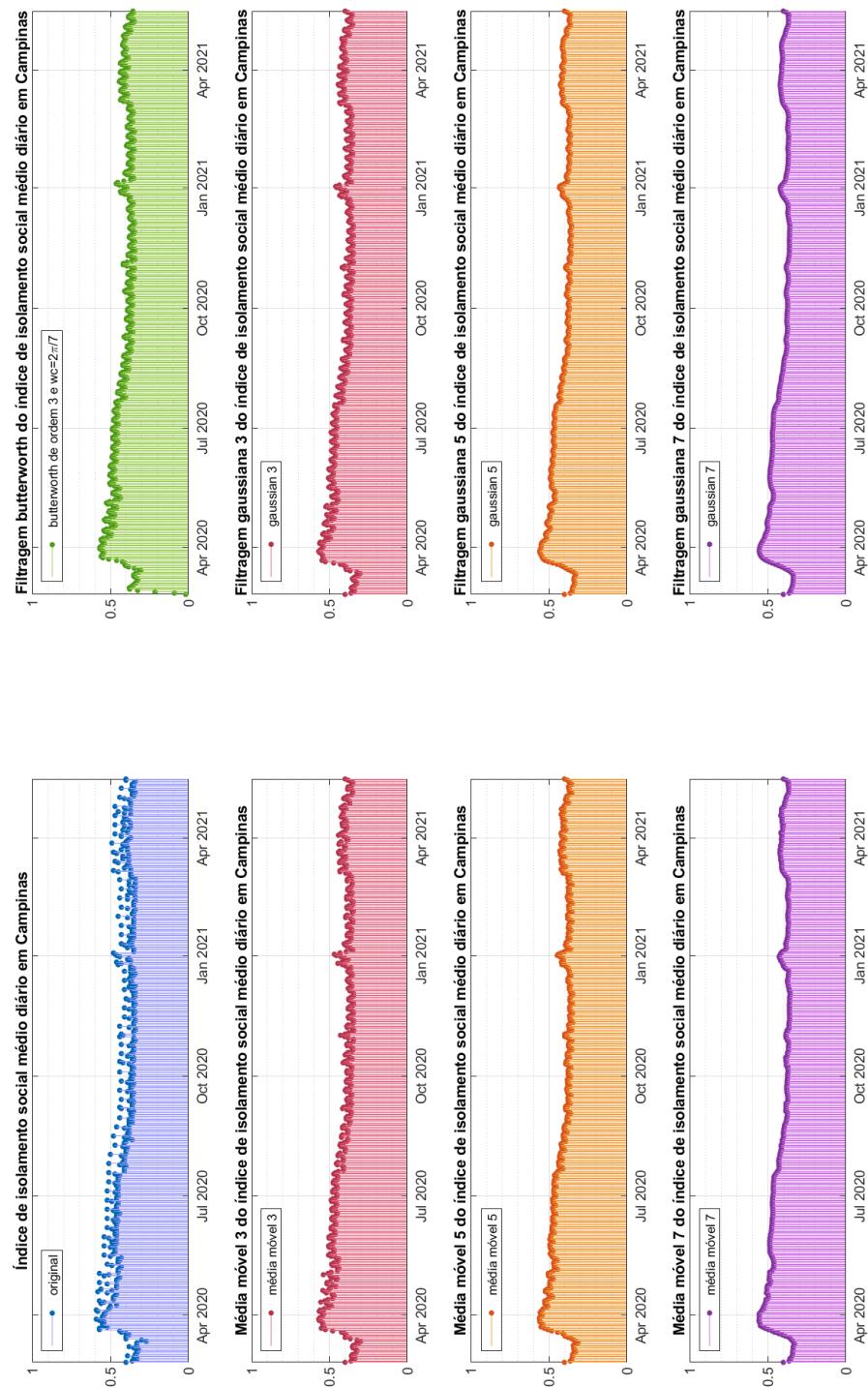


Figura 26 – Índice de isolamento social filtrados independentemente com filtros de média móvel, filtros Gaussianos e filtros Butterworth no Município de Campinas.

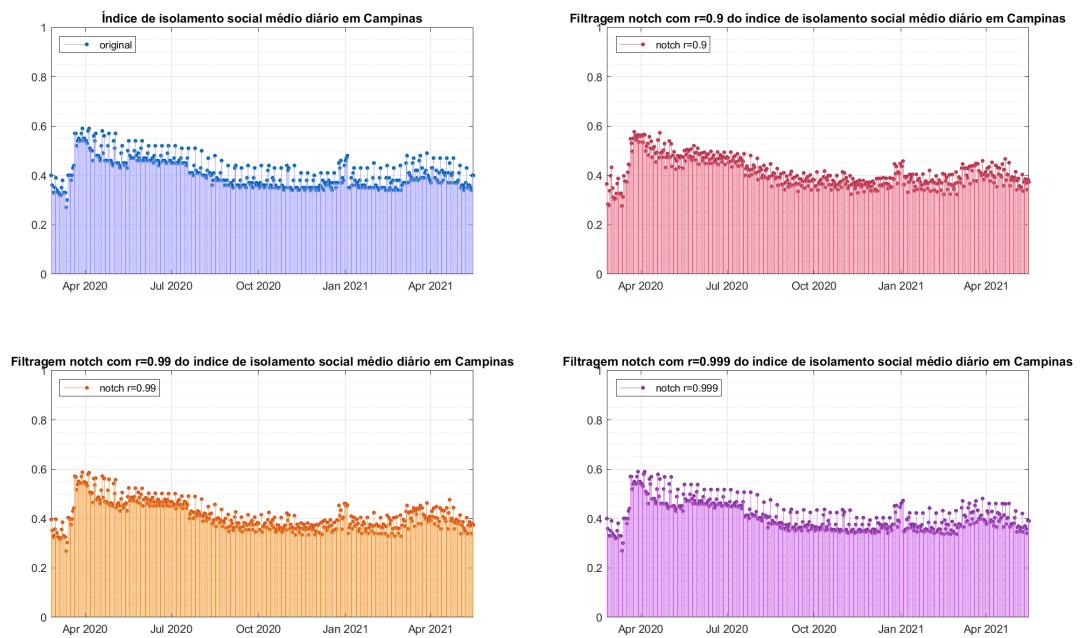


Figura 27 – Índice de isolamento social filtrados com filtros do tipo notch para diferentes valores de r no Município de Campinas.

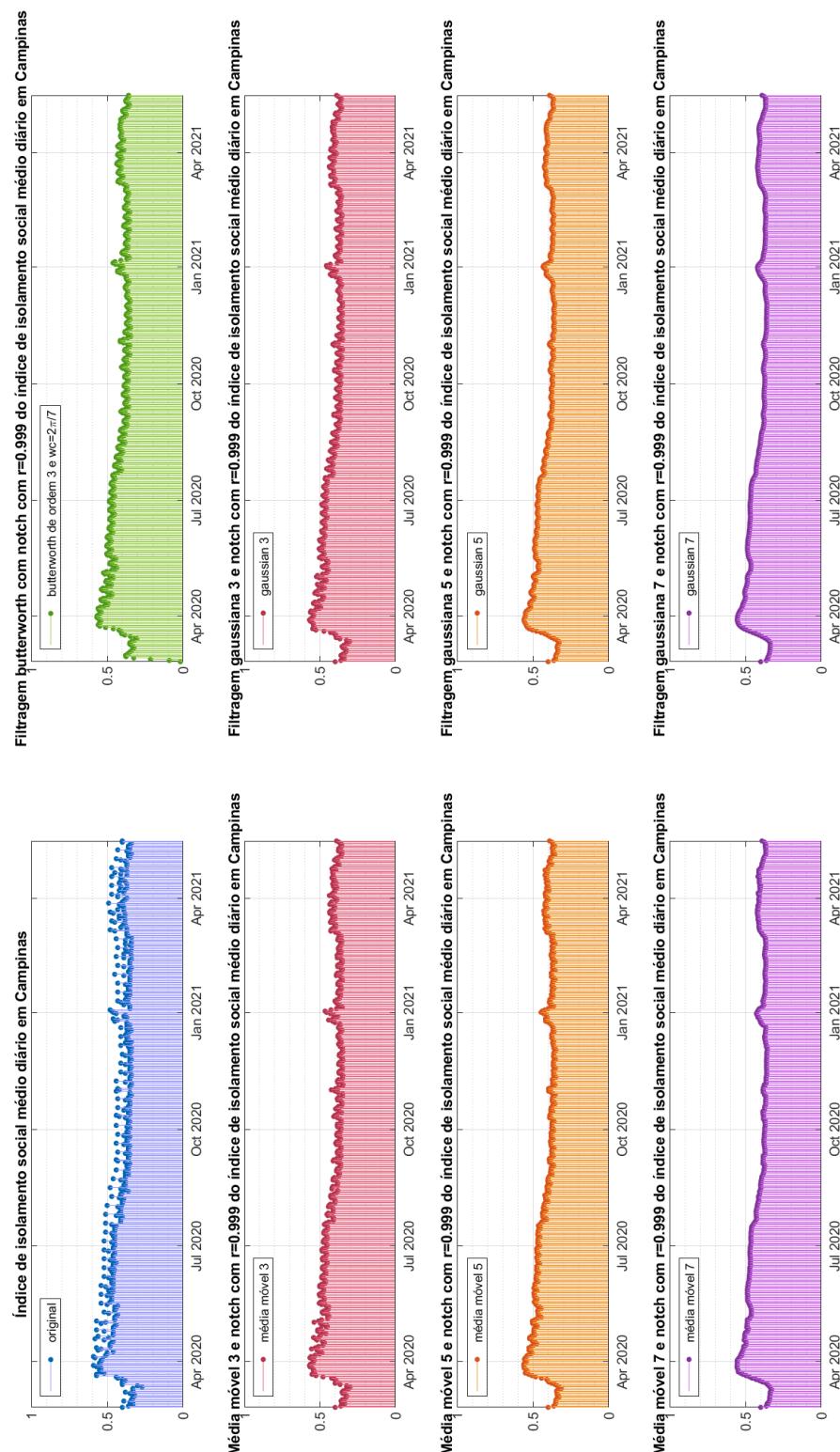


Figura 28 – Índice de isolamento social filtrados combinando filtros do tipo notch com filtros de média móvel ou filtros Gaussianos ou filtros Butterworth no Município de Campinas.

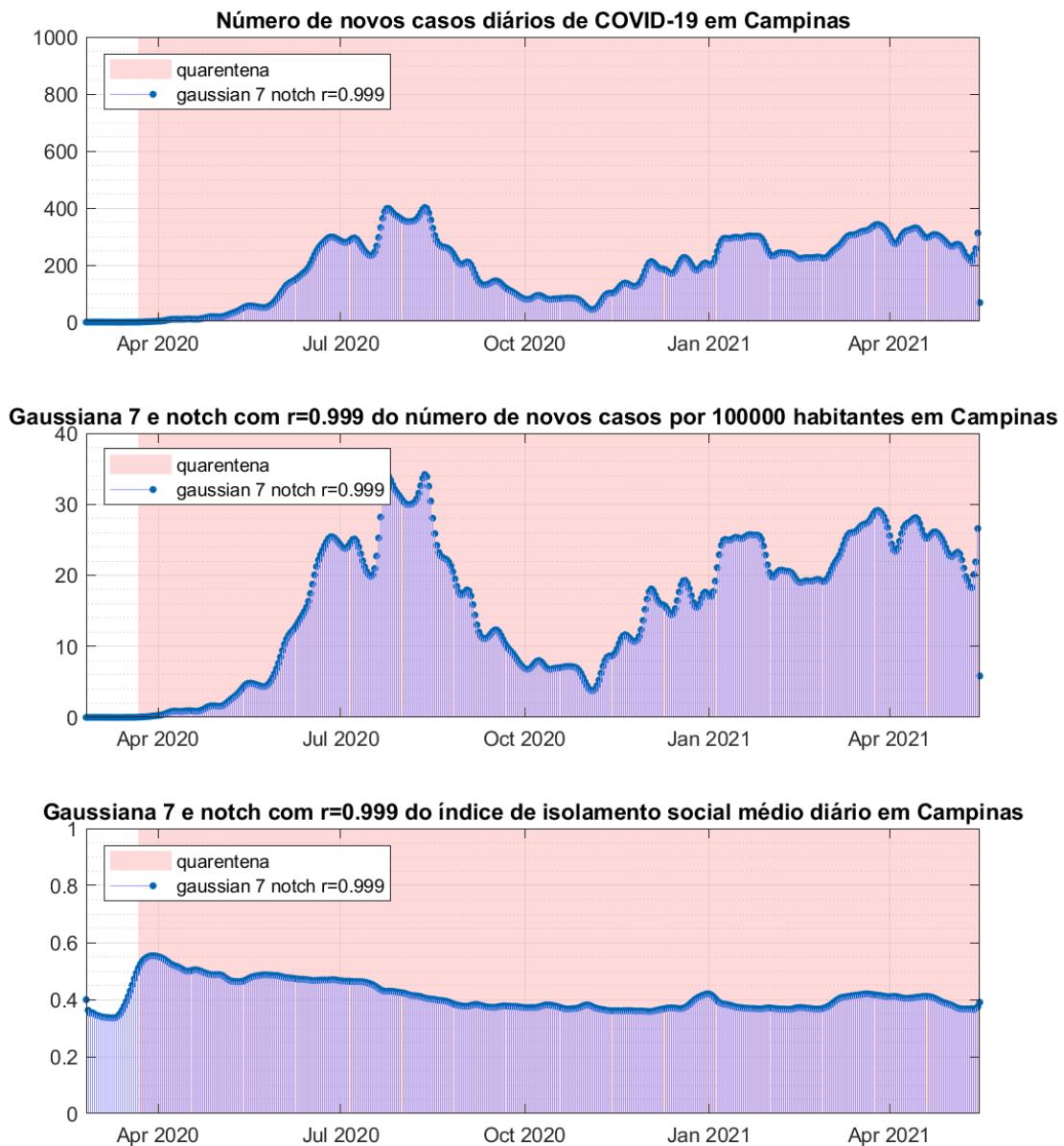


Figura 29 – Novos casos e índice de isolamento social no Município de Campinas.

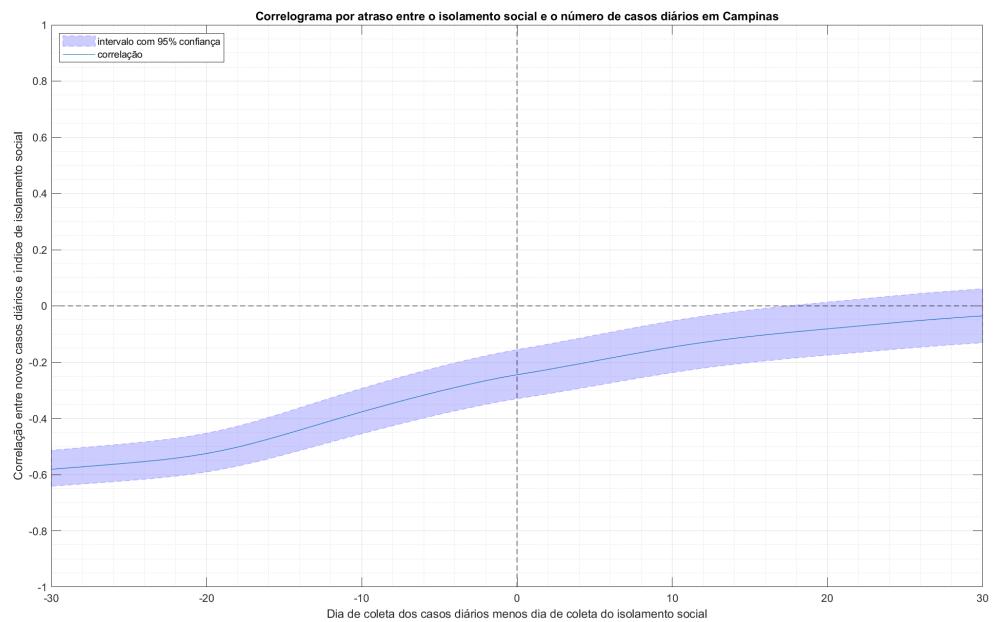


Figura 30 – Correlograma por atraso entre o índice de isolamento social e o número de novos casos no Município de Campinas.

2.3 São Paulo

População: 11.869.660 habitantes

Área: 1521 m^2

Densidade: 7803 $\frac{\text{habitantes}}{\text{km}^2}$

Figura 31 – Dados da cidade de São Paulo sem aplicação de filtro

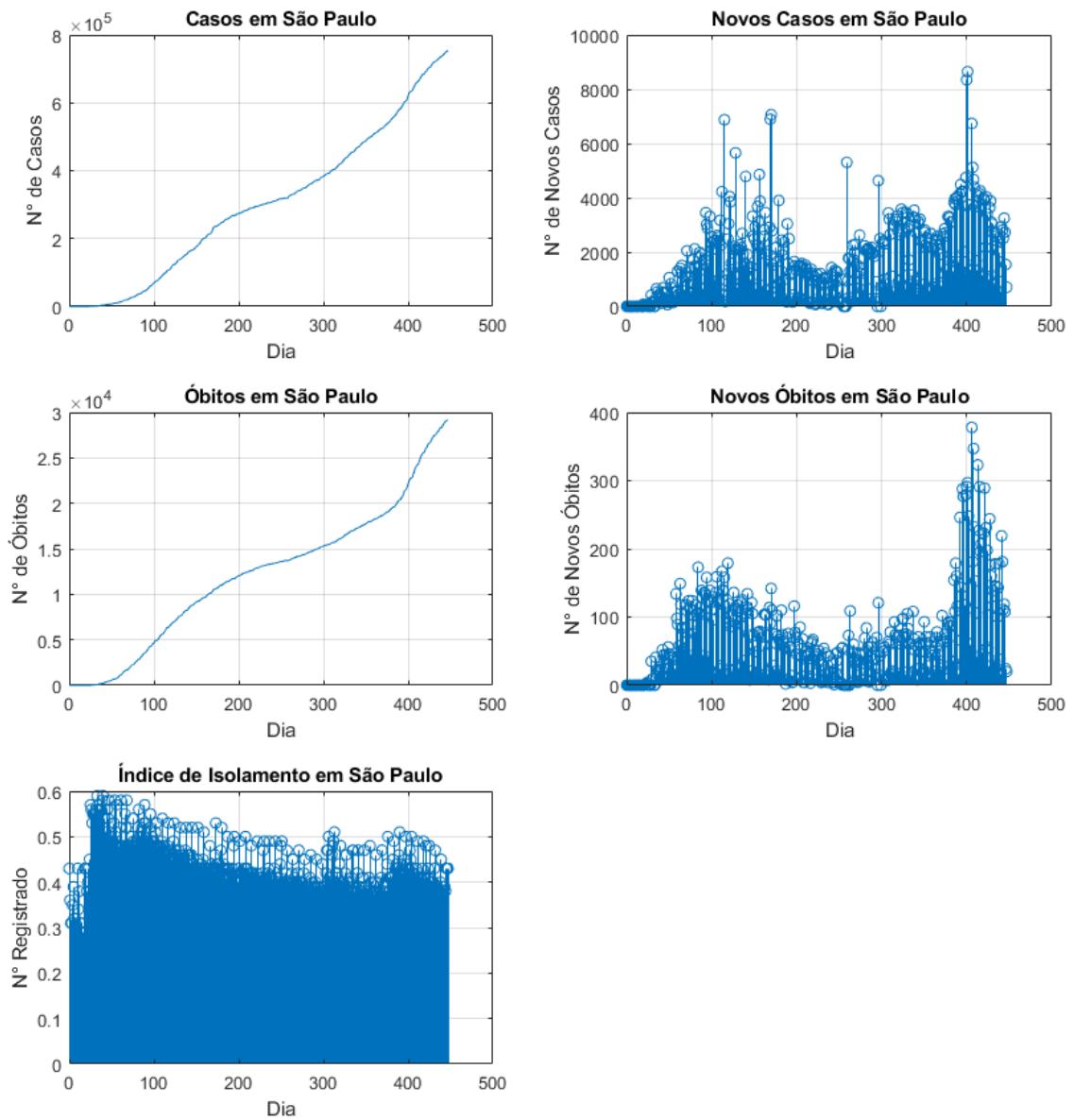




Figura 32 – Novos casos e índice de isolamento social originais no Município de São Paulo.

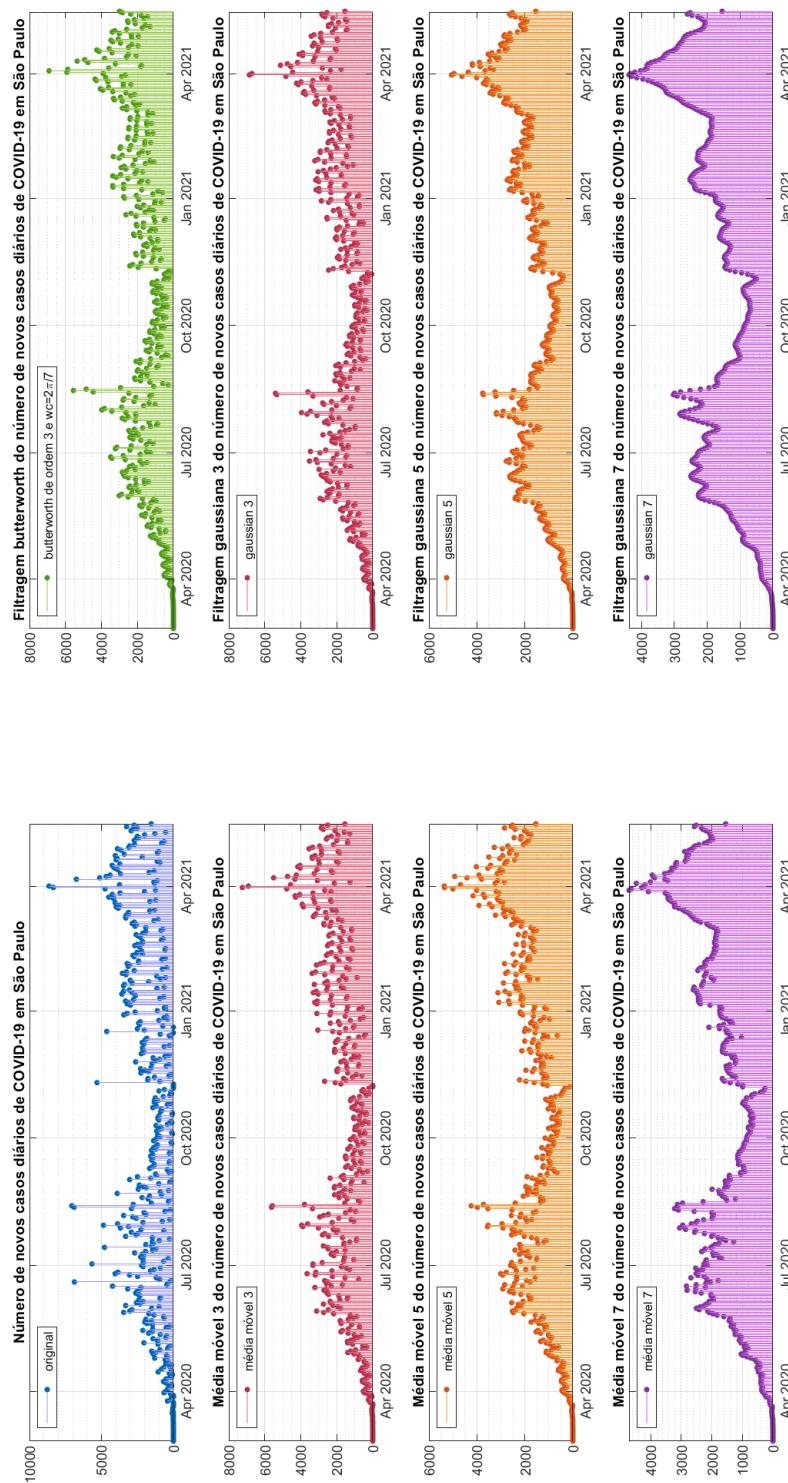


Figura 33 – Novos casos filtrados independentemente com filtros de média móvel, filtros Gaussianos e filtros Butterworth no Município de São Paulo.

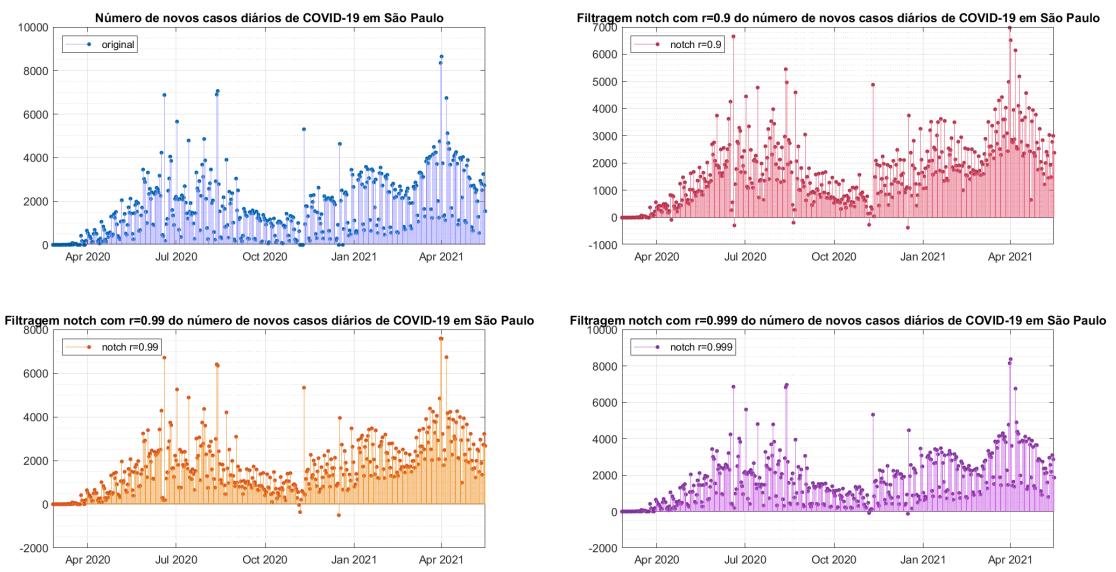


Figura 34 – Novos casos filtrados independentemente com filtros do tipo notch com diferentes valores de r no Município de São Paulo.

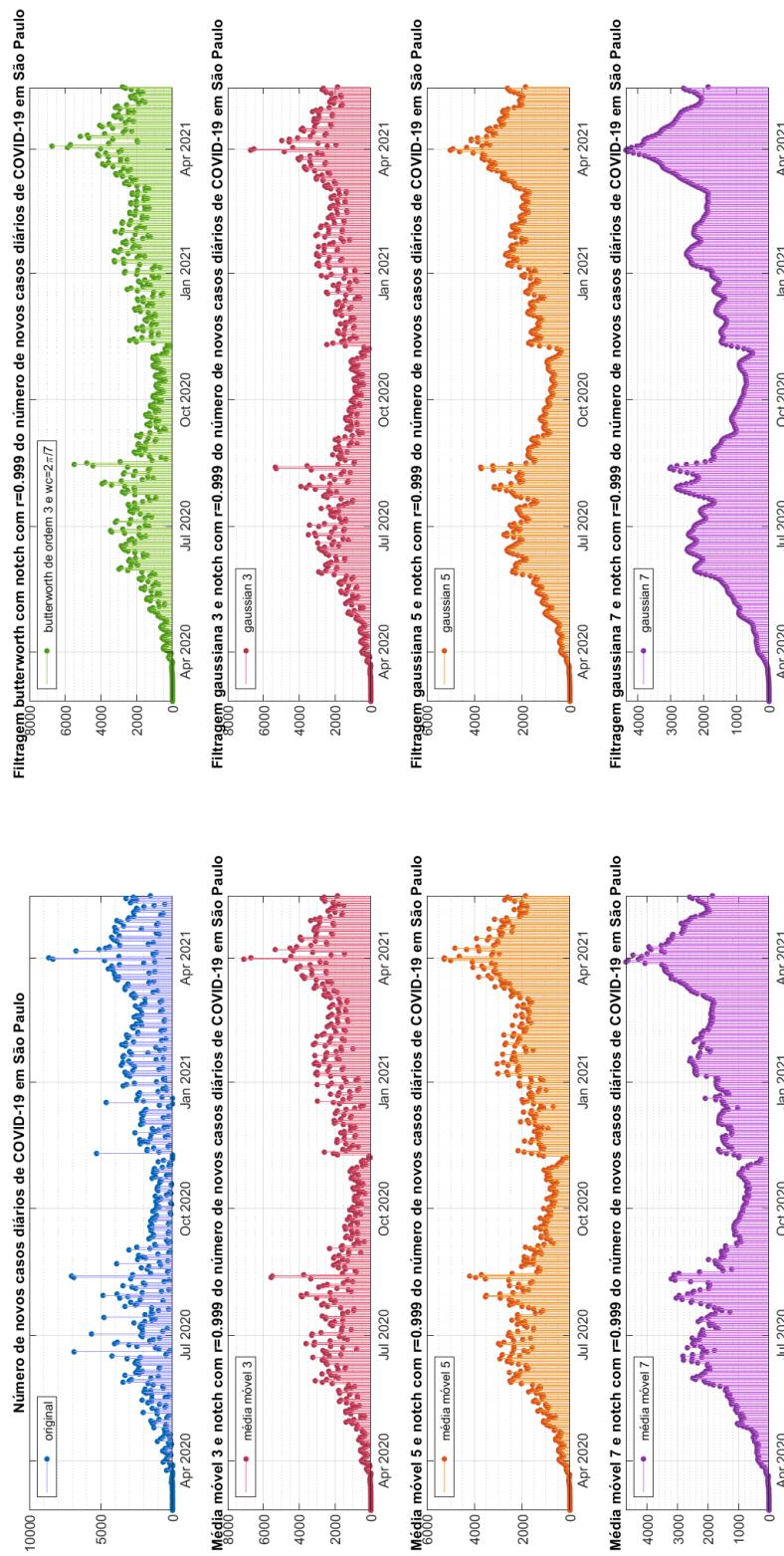


Figura 35 – Novos casos filtrados combinando filtros do tipo notch com filtros de média móvel ou filtros Gaussianos ou filtros Butterworth no Município de São Paulo.

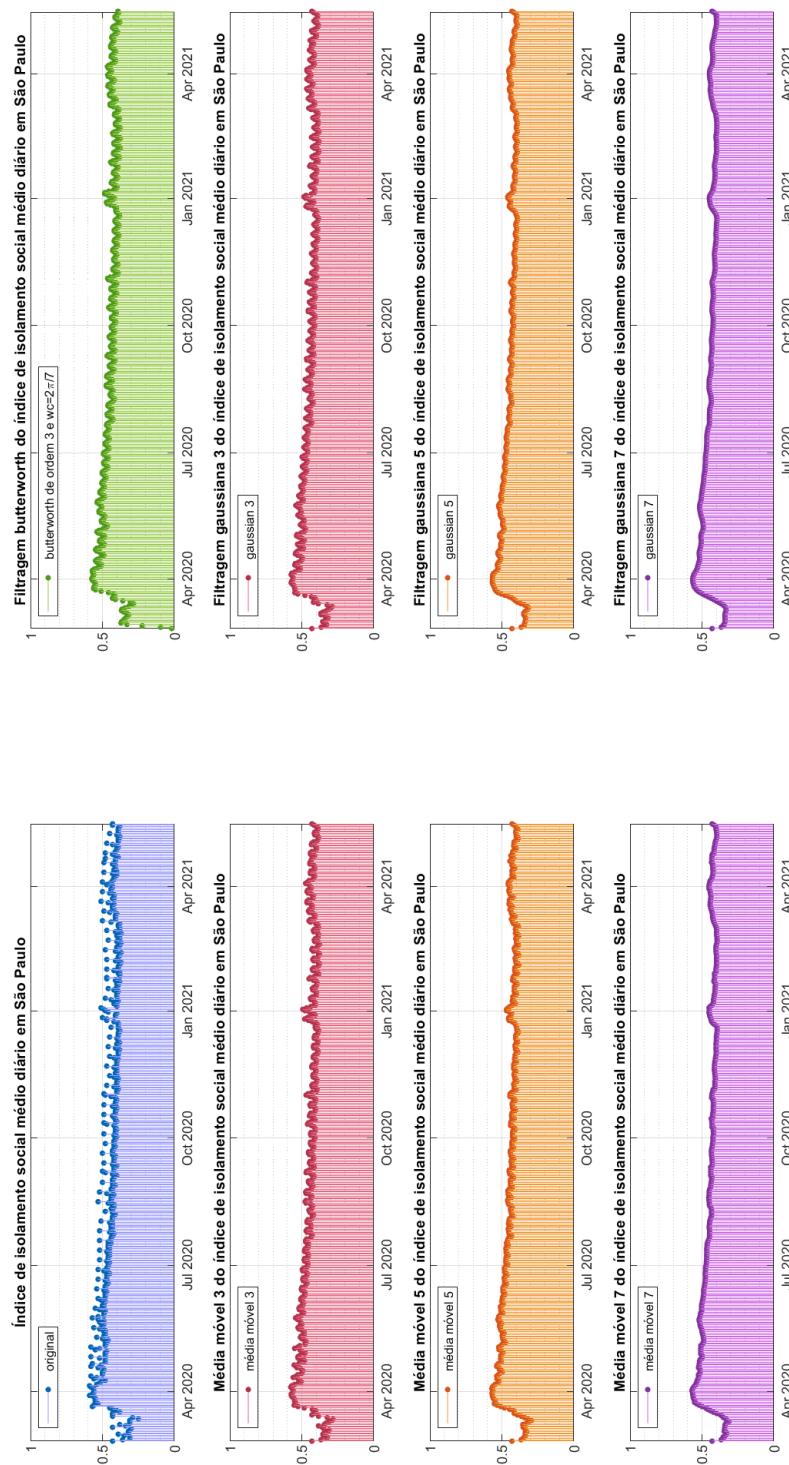


Figura 36 – Índice de isolamento social filtrados independentemente com filtros de média móvel, filtros Gaussianos e filtros Butterworth no Município de São Paulo.

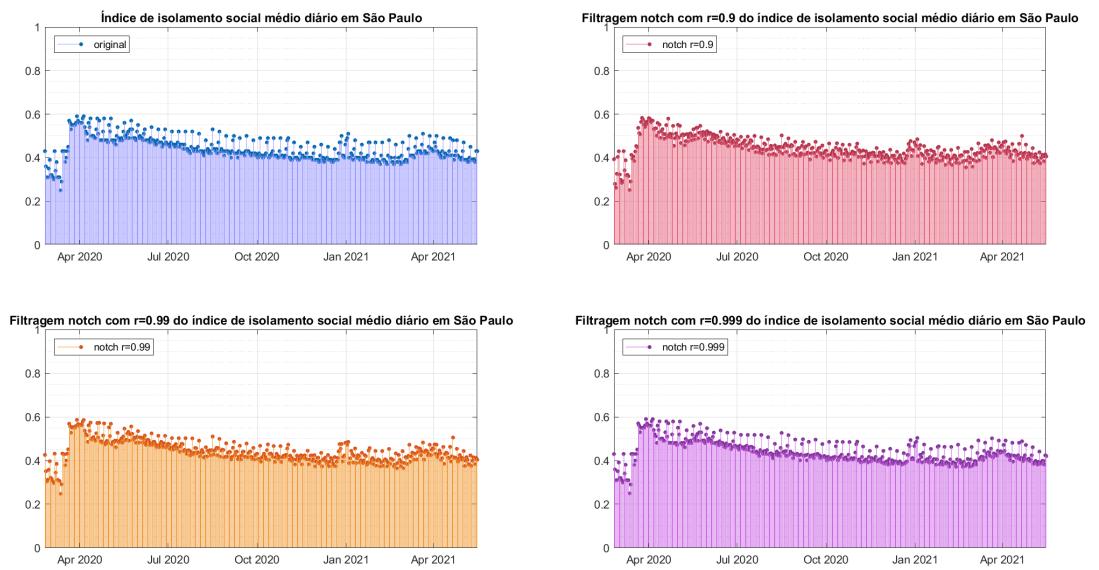


Figura 37 – Índice de isolamento social filtrados com filtros do tipo notch para diferentes valores de r no Município de São Paulo.

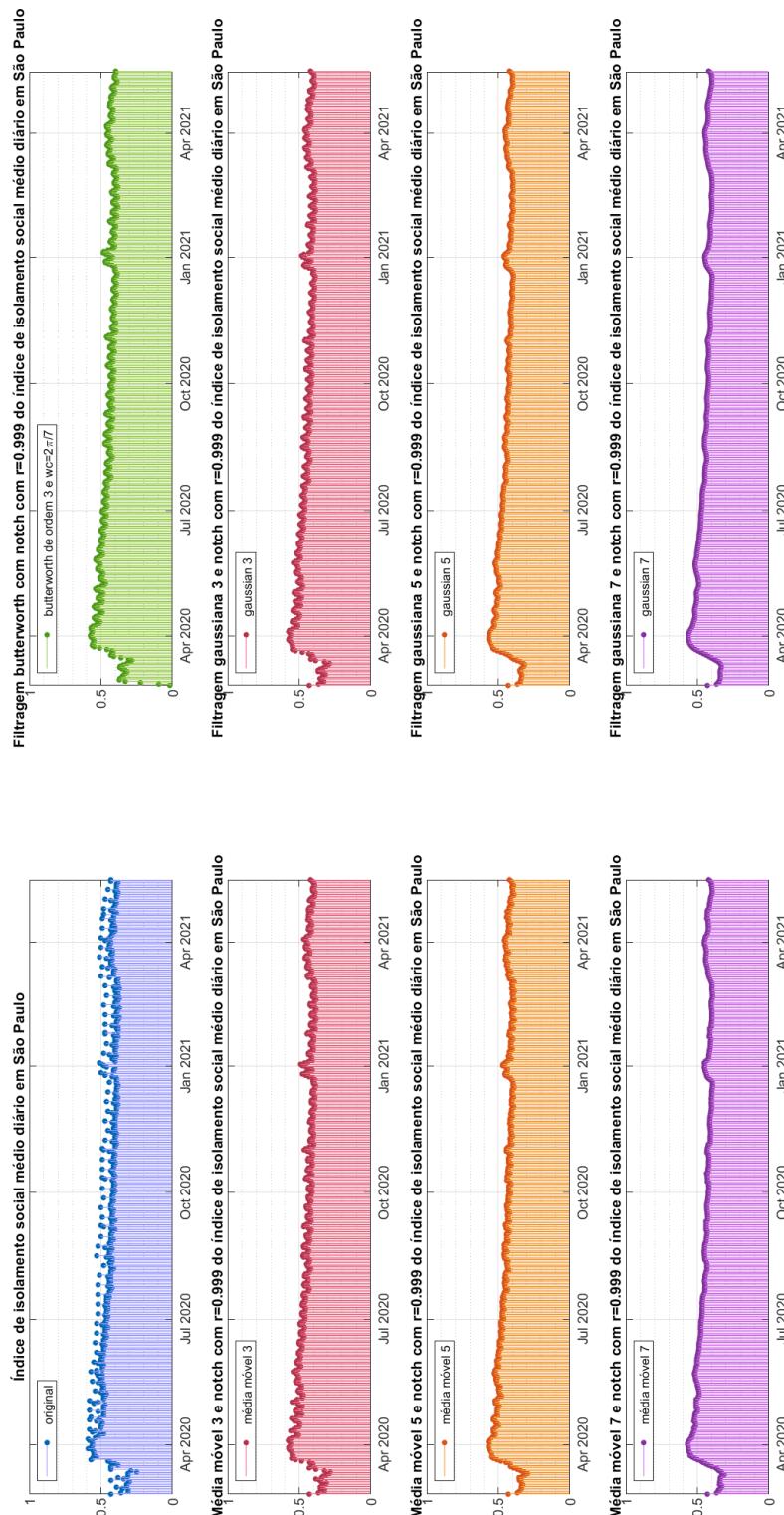


Figura 38 – Índice de isolamento social filtrados combinando filtros do tipo notch com filtros de média móvel ou filtros Gaussianos ou filtros Butterworth no Município de São Paulo.

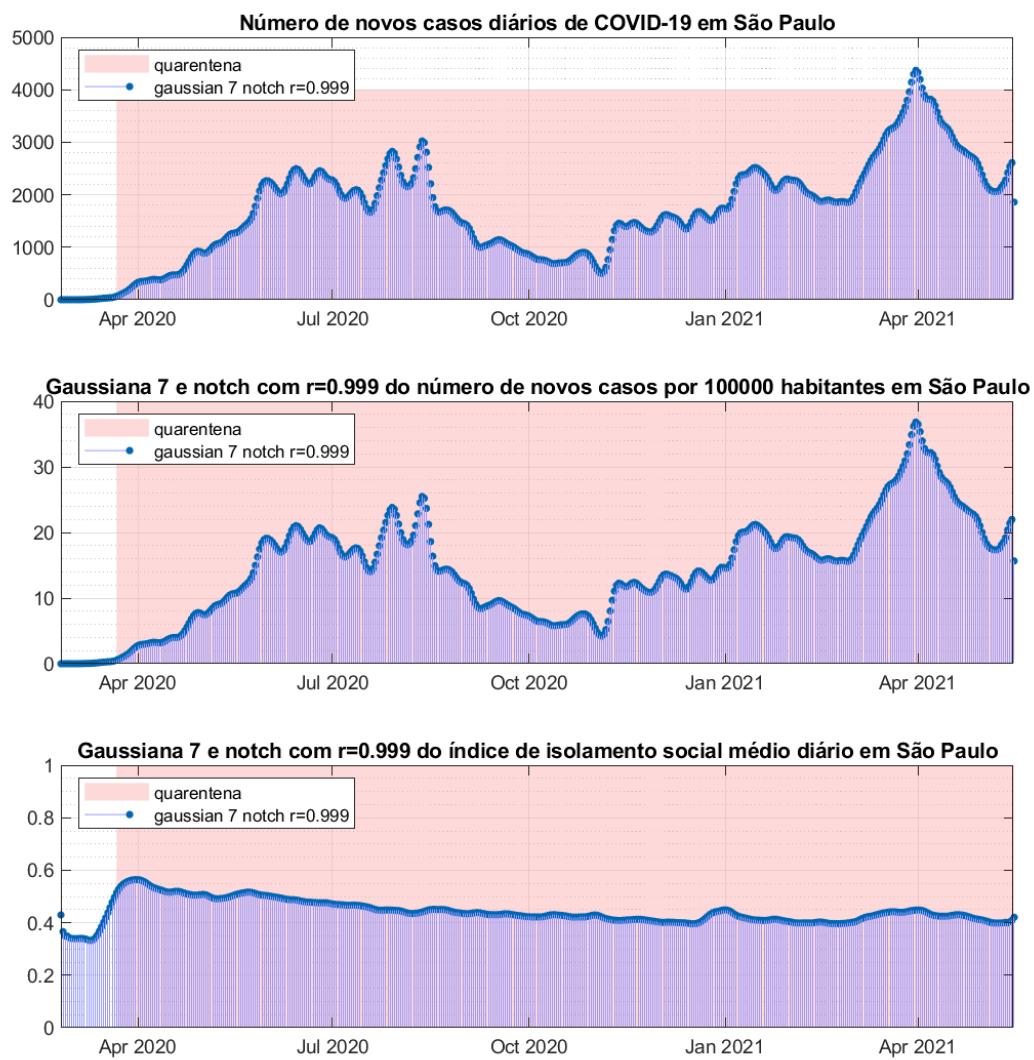


Figura 39 – Novos casos e índice de isolamento social no Município de São Paulo.

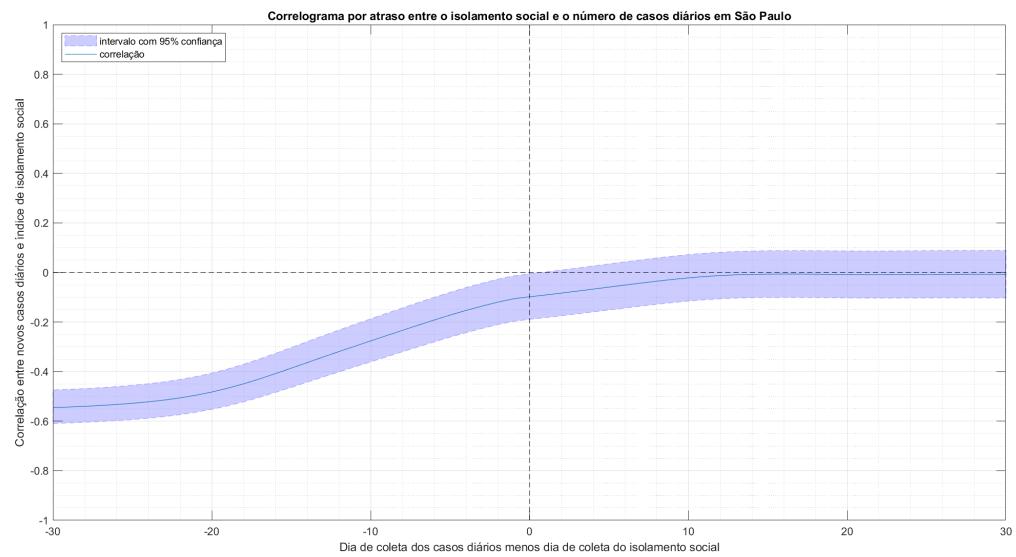


Figura 40 – Correlograma por atraso entre o índice de isolamento social e o número de novos casos no Município de São Paulo.

3 Análise e conclusões

Das imagens anteriores, algumas observações devem ser feitas sobre o processamento dos dados. O processamento média-móvel, mostra-se gradualmente mais restritivo a altas frequências a medida que a ordem de filtro aumenta. Conforme mostrado nas figuras 1,2,3 o n° de frequências rejeitadas pelo filtro de 3^a ordem é inferior ao de 7^a ordem, que possui mais frequências múltiplas de $1/(2m + 1)dia^{-1}$ nos intervalos analisados. Isso se traduz na quase inexistência de *outliers* locais que poderiam ser observados em pequenos intervalos semanais da série temporal no filtro de ordem superior. Também pôde-se observar que este filtro apresenta como inconveniente problemas de inversão de fase para determinadas faixas de frequência.

Uma conclusão semelhante pode ser retirada do filtro Gaussiano. No entanto, ao invés de rejeitar frequências bem definidas, múltiplas de $1/(2m + 1)dia^{-1}$, no filtro Gaussiano a rejeição se torna cada mais pronunciada a medida que a frequência se torna maior. Graficamente, isso se traduz na existência de pequenos saltos para o filtro gaussiano de 1 desvio-padrão, que se tornam ainda menores quando observadas as oscilações do filtro de 2 desvios-padrão. No filtro de 3 desvios-padrão praticamente não há oscilações locais, deixando o gráfico com um aspecto muito parecido ao de uma linha contínua. Isso é uma consequência do que se pode ver na figura 9: para uma mesma alta frequência, a atenuação é maior no filtro de 3 desvios-padrão do que a observada no filtro de 2 e de 1 desvios-padrão, suprimindo as oscilações locais.

Sobre o filtro Notch, é válido registrar que os efeitos deste processamento não se mostraram muito pronunciados. Útil para rejeições de frequências muitas específicas, quando unicamente aplicado, o filtro rejeita *outliers* numa banda de frequências muito bem definida. Isso resulta na persistência de grandes saltos nas séries temporais. Quando aplicado junto aos outros processamentos, as frequências que poderiam ser rejeitadas no processamento notch já se encontram quase inexistentes, por conta do processamento prévio, levando ao quase 'anulamento' do efeito deste filtro. Além disso, pela restrita banda de corte deste filtro, ele não se mostra útil para supressão de ruídos, que se encontram em frequências superiores a frequência de amostragem dos dados.

Uma alternativa para o uso não redundante do filtro Notch, foi a mostrada neste trabalho, combinando o processamento dos dados com filtro Butterworth seguido do filtro Notch. O primeiro é útil para rejeição de frequências superiores a frequência de amostragem (ruídos), e o segundo é útil para a rejeição das frequências de interreferência semanais.

Outras constatações também devem ser feitas sobre os coeficientes de correlação.

A primeira delas é o fato do coeficiente ser um número negativo, o que aponta para uma relação de proporcionalidade inversa e oposta entre o número de novos casos e o índice de isolamento. Em outras palavras, quanto maiores os índices de isolamento, menores tendem a ser os números de novos casos observados.

partir do correlograma das figuras 2.1, 2.2 e 2.3, observa-se para os três municípios uma correlação significativa (intervalo de confiança de 95 %) e negativa entre o número de casos diários e o índice de isolamento social coletado dias depois. Este fenômeno não era esperado, pois um aumento no número de casos diários deveria fortalecer o isolamento social. Todavia, pode ser justificado pela correlação, e não por uma causalidade, entre o índice de isolamento social que decresce com o tempo, possivelmente pelo cansaço da população e a normalização da pandemia, e o número de casos diários que cresce ao longo do tempo. Este efeito é ampliado quanto maior o atraso na coleta do índice de isolamento social até um valor de saturação provavelmente porque o atraso elimina os dados iniciais de índice de isolamento social que são marcados por um aumento crescente tanto de casos diários quanto de novos casos diários.

Quanto à correlação entre o número de casos diários e o índice de isolamento social coletado com duas semanas de avanço, para o município de Araraquara existe uma correlação significativa (intervalo de confiança de 95 %) e negativa entre as duas grandezas, que pode revelar uma relação de causalidade entre o índice de isolamento em um dado momento e o número de casos diários futuros. Traçar uma relação de causalidade neste caso faz sentido, pois o aumento do índice de isolamento social deve reduzir o número de pessoas infectadas por dia após um período médio que engloba os tempos de contaminação, de manifestação de sintomas, de realização e de publicação de testes para verificar a infecção e de publicação dos novos casos diários. Este período total pode ser estimado em aproximadamente 22 dias para Araraquara, já que para este valor o correlograma satura. Enquanto para os municípios de São Paulo e Campinas não é possível afirmar que há uma correlação entre o índice de isolamento social para um intervalo de confiança de 95 %, o que não é esperado.

Segundo o artigo (FERREIRA et al., 2021), não há uma relação simples entre o índice de isolamento social e a incidência de novos casos diários, o que está de acordo com a correlação encontrada em São Paulo e Campinas. Para (FERREIRA et al., 2021) a incidência é na verdade resultado de uma combinação de fatores, como isolamento social, hierarquia urbana, índice de desenvolvimento humano e mobilidade humana e do comércio.

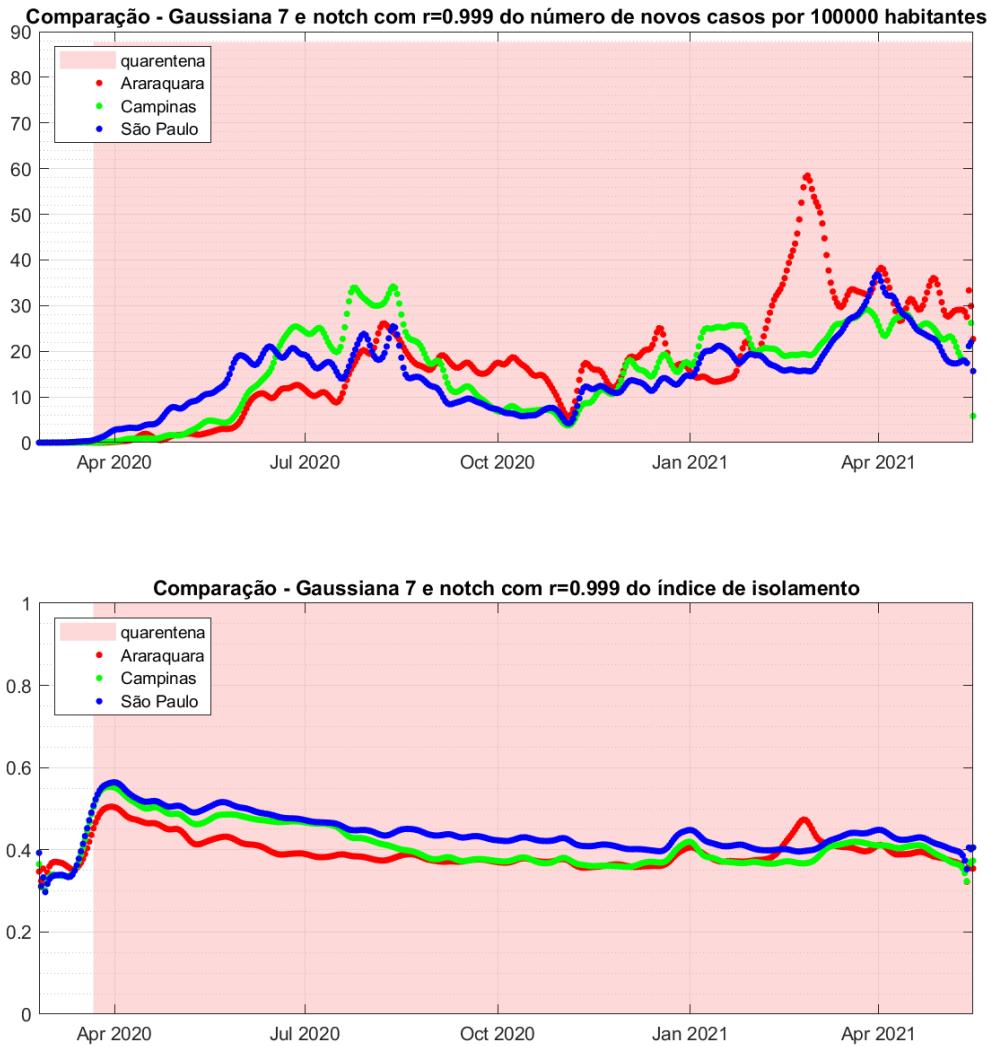


Figura 41 – Novos casos e índice de isolamento social no Município de São Paulo.

Comparando-se as três cidades, nota-se que os dados processados da figura 41 apontam para um maior índice de isolamento no município de São Paulo durante a maior parte do tempo. Isso não necessariamente significou que o município tenha apresentado os menores números de novos casos (normalizados) durante o intervalo de tempo analisado. O aumento de casos diários em São Paulo superiores às outras cidades pode estar associado ao fato que São Paulo, como capital e polo econômico, participa de um fluxo maior de pessoas e, por isso, pode ter recebido o vírus muito antes das outras cidades menores. Entram aqui outras questões que devem ser levadas em consideração na elaboração de modelos mais completos e fidedignos ao que se observa na realidade: hábitos da população e densidade demográfica. Apesar de ter começado com o maior índice de isolamento (na

época próxima a abril de 2020), São Paulo esteve a frente dos demais municípios em n° de novos casos registrados e isso foi ocasionado, provavelmente, pela maior concentração *pessoa/m²*.

Outro ponto de interesse da figura 41 é o aumento no número de casos no começo de 2021. Enquanto o município de Araraquara apresentou um índice de isolamento social em janeiro inferior aos dos outros municípios estudados e, em seguida, apresentou um pico enorme de casos em março, os municípios de São Paulo e Campinas que realizaram um isolamento social mais intenso em janeiro sofreram com pico de casos achatado e atrasado em relação ao pico de Araraquara. Estes picos muito elevados como o de Araraquara devem ser evitados, pois podem provocar a saturação dos leitos de UTI, e por conseguinte, um aumento de morte evitáveis. Percebe-se também que após o aumento de casos diários em 2021, todos os municípios elevaram o índice de isolamento social em março no caso de Araraquara e em abril no caso de São Paulo e Campinas e foram capazes de reduzir a quantidade de casos diários no mês seguinte, o que corrobora com a ideia que o índice de isolamento social está negativamente correlacionado com a incidência de casos nas semanas seguintes.

Por fim, pode-se discutir também a qualidade dos dados disponibilizados. Apesar de haver correlação entre os dados, este parâmetro ainda mostra-se não expressivo, o que impede conclusões esperadas/triviais entre os dados. A partir disso pode-se questionar a importância do índice de isolamento social como um preditor do nível de controle da pandemia nas cidades. Este é um parâmetro que dimensiona apenas o não deslocamento de pessoas, mas não leva em consideração se as mesmas usam máscara ou não; se estão a caminho de locais com alta densidade de pessoas, etc. Também é válido observar que muito provavelmente os números de casos estejam subdimensionados: há muitos assintomáticos e não existem políticas sérias de testagem em massa recorrente da população.

Referências

- ASSOCIAÇÃO Brasileira de Recursos em Telecomunicação. 2021. Disponível em: <<https://www.saopaulo.sp.gov.br/planosp/simi/dados-abertos/>>. Citado na página 2.
- FERREIRA, C. P. et al. A snapshot of a pandemic: the interplay between social isolation and covid-19 dynamics in brazil. 04 2021. Citado na página 45.
- SECRETARIA do Estado de São Paulo. 2021. Disponível em: <<https://www.saopaulo.sp.gov.br/planosp/simi/dados-abertos/>>. Citado na página 2.

A Figuras Adicionais

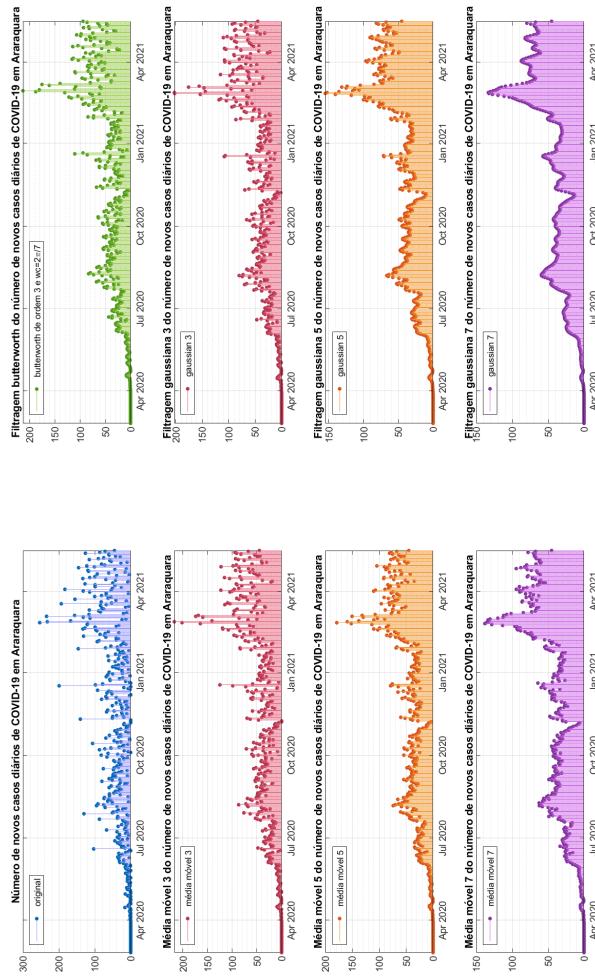


Figura 42 – Novos casos filtrados de forma independente no Município de Araraquara.

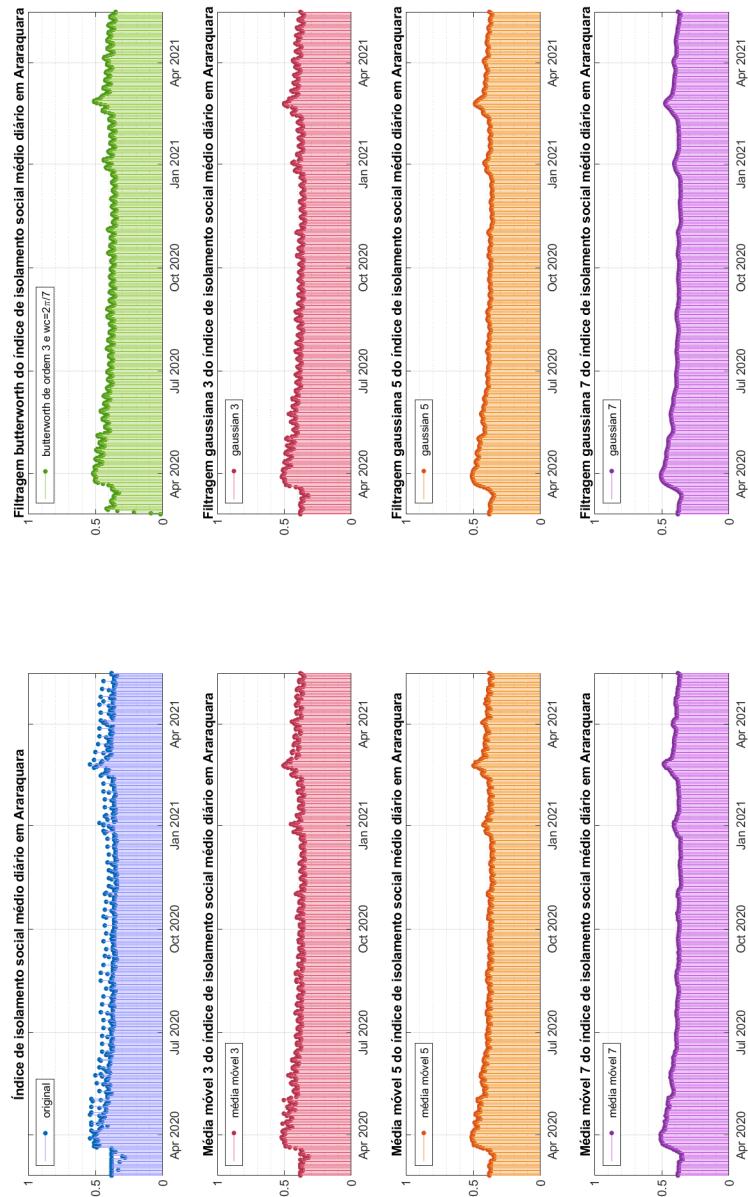


Figura 43 – Índice de isolamento social filtrados de forma independente no Município de Araraquara.

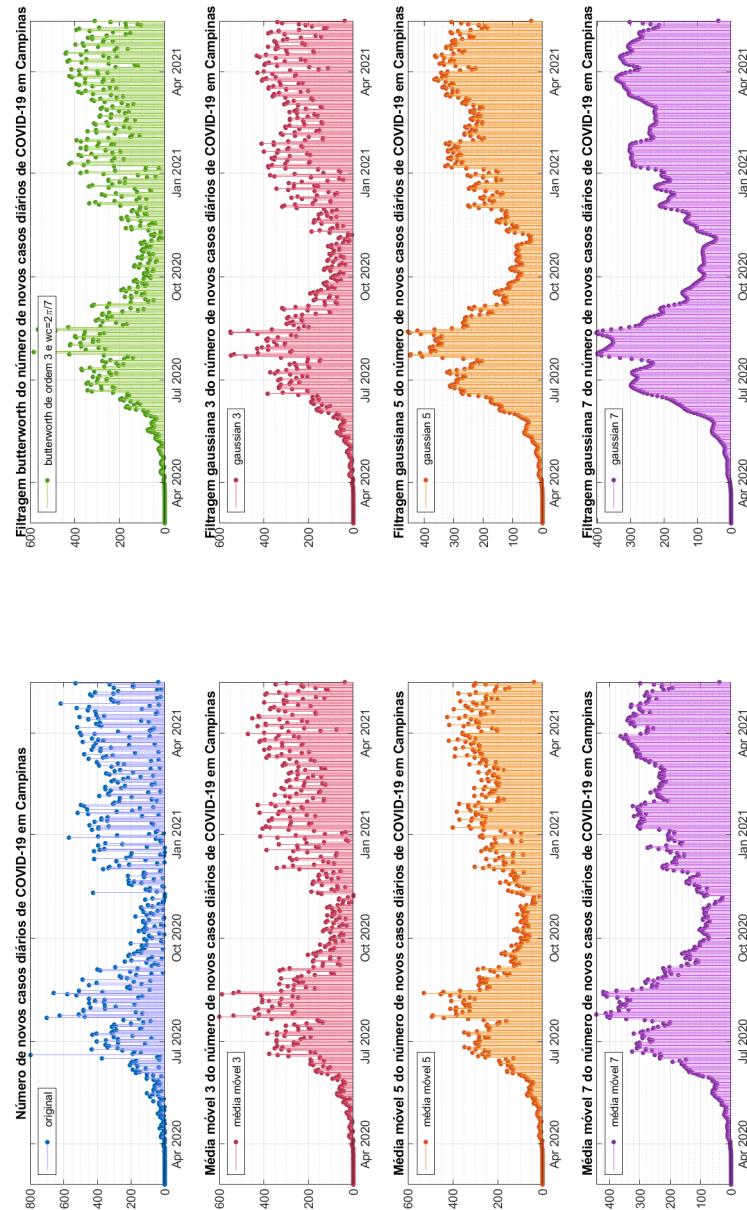


Figura 44 – Novos casos filtrados de forma independente no Município de Campinas.

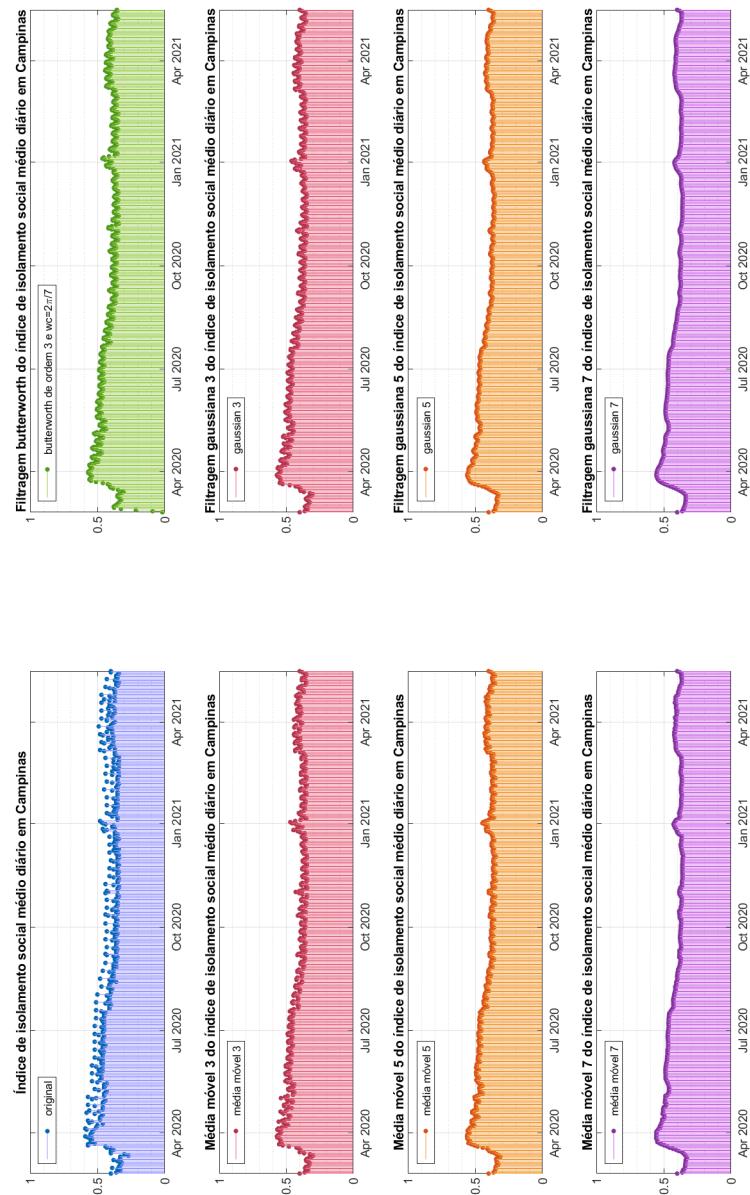


Figura 45 – Índice de isolamento social filtrados de forma independente no Município de Campinas.

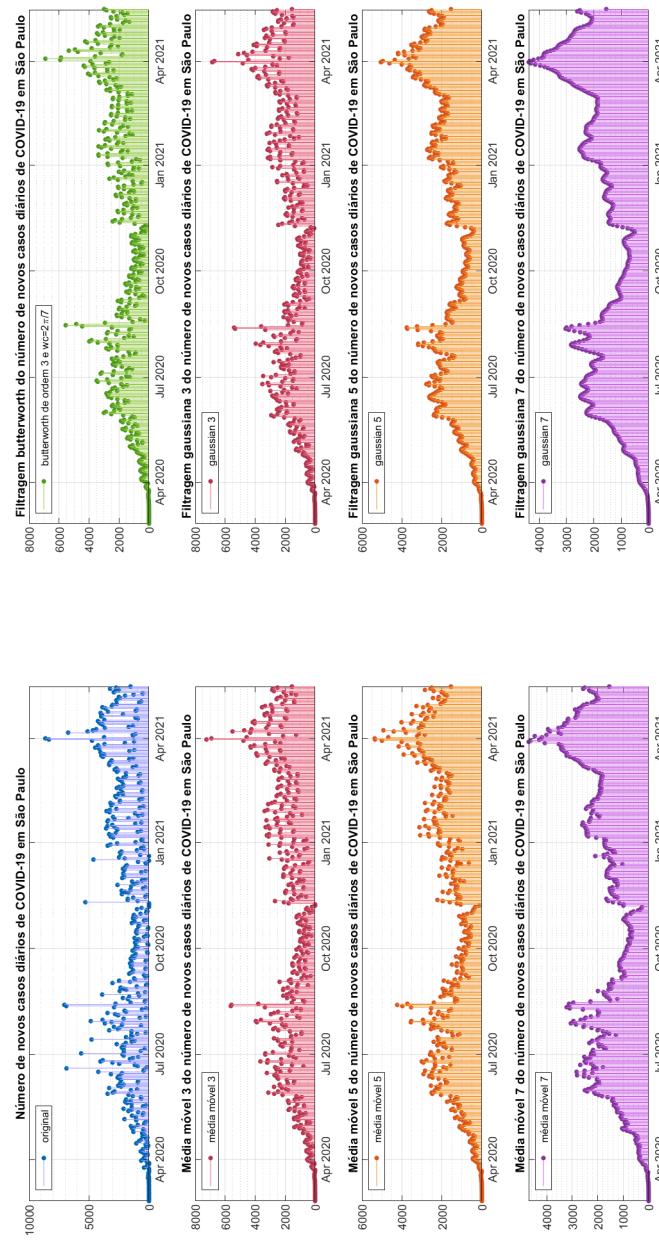


Figura 46 – Novos casos filtrados de forma independente no Município de São Paulo.

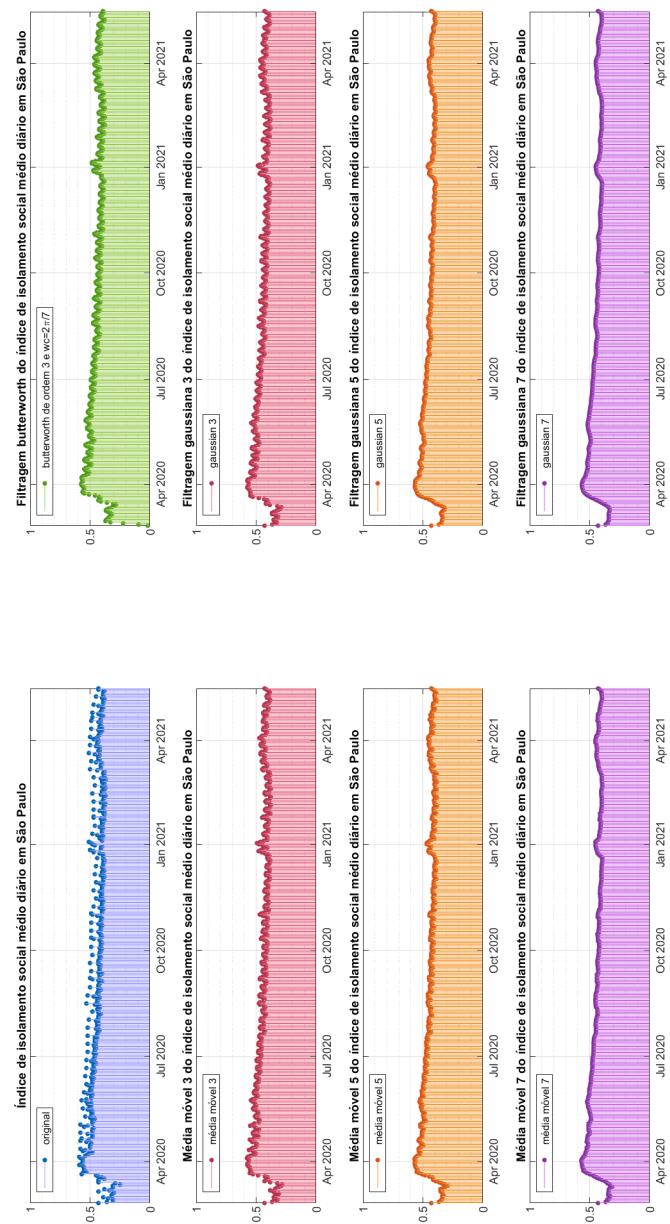


Figura 47 – Índice de isolamento social filtrados de forma independente no São Paulo.