

## NOTA TÉCNICA

# **Avaliação do comportamento da COVID-19 no estado do Rio de Janeiro e seus municípios com base em $R_0$ calculado a partir das evoluções anteriores de R dos casos notificados à Secretaria de Estado de Saúde-RJ**

Claudio Miceli de Farias (PESC/COPPE e NCE)  
Roberto de Andrade Medronho (Depto. Medicina Preventiva/Fac. Medicina)  
Guilherme Horta Travassos (PESC/COPPE)

### **Grupo de Trabalho Multidisciplinar da UFRJ sobre a *Coronavirus Disease 19 (COVID-19)***

## **Introdução**

Diferentes modelos elaborados para realizar a predição da evolução de epidemias têm sido apresentados e utilizados [1]. Este modelos oferecem discussões interessantes a respeito do que seria um valor adequado para o  $R_0$  (número básico de reprodução) tendo em vista os diferentes eventos e locais onde, por exemplo, a epidemia de COVID-19 foi observada. Entretanto, mesmo com a importância dos resultados, a percepção momentânea do valor de  $R_0$  é de difícil realização, o que torna os resultados obtidos com estes modelos muitas vezes intempestivos para o processo de tomada de decisão. O modelo proposto e utilizado nesta Nota Técnica (NT) inverte a perspectiva de observação: ao invés de partir de uma sugestão de valor de  $R_0$  para identificar o *formato* da curva como normalmente o fazem os modelos SIR, SEIR, SEIRD, dentre outros, calculamos o valor de  $R_0$  para um novo período de observação com base na realimentação interativa do valor calculado de R para os períodos anteriores e usamos o resultado desse cálculo como medida para inferir os dados futuros e para reduzir o seu respectivo grau de incerteza, com base na evolução temporal dos dados notificados e disponíveis.

Com base nessa perspectiva, o cálculo do  $R_0$  [2] a ser usado para produzir a simulação deve ser feito periodicamente, seguindo o calendário epidemiológico para fins de comparação, ou diariamente caso seja de interesse, a partir dos dados notificados desde o início da pandemia (nesta NT estão apresentados os casos do estado do Rio de Janeiro, Região Metropolitana do Rio de Janeiro, e as cidades do Rio de Janeiro, Niterói e Duque de Caxias), tornando possível observar a variação dos valores de R conforme pode ocorrer em diferentes ecossistemas [3]. Para tal, o  $R_0$  para o período de observação de interesse é calculado pela realimentação dos valores obtidos na evolução de R ao longo do tempo nos períodos anteriores, ou seja, pode ser realizado desde o momento inicial registrado da epidemia, tomando como referência paramétrica as distribuições extraídas do conjunto de casos notificados, conforme preconizado pelas bases conceituais dos modelos SIR/SEIRD convencionais. Essa abordagem foi baseada no trabalho de [4], que argumenta que dado o padrão de crescimento epidemiológico o número de infectados

no dia  $t+1$  depende diretamente do número de infectados no dia  $t$ , logo o  $R_t$  está diretamente relacionado à  $R_{t-1}$  e isso vale para cada valor  $R_{t-m}$ . Baseado nessa premissa os autores usam a Regra de Bayes para fazer o ajuste da crença sobre o real valor de  $R_t$  baseado em quantos casos novos surgiram em cada dia. Os autores definiram portanto:

$$P(R_{t+1}|k) = (P(k|R_{t+1}) * P(R_t)) / P(K) \quad (1)$$

Que significa que tendo  $k$  novos casos, acredita-se que a distribuição de  $R_t$  é igual:

- A verossimilhança de ter  $k$  novos casos dado  $R_t$
- A probabilidade  $P(R_t)$  que representa a crença no  $R_t$  sem conhecer os dados do dia
- Dividido pela probabilidade de ter  $k$  casos em geral

Para tornar o método iterativo usa-se  $P(R_{t-1})$  para estimar  $P(R_t)$ . Dessa forma assume-se que a distribuição de  $R_t$  é uma gaussiana centrada em  $R_{t-1}$ . E, a partir desse resultado, consegue-se estimar o  $R_t$  diário.

Entendemos que os resultados numéricos relacionados ao  $R_0$  e suas variações ao longo do tempo atendem à expectativa dos pesquisadores que demandam informações detalhadas acerca do comportamento da pandemia. Para aumentar a capacidade de interpretação do resultado do valor calculado, de difícil entendimento para a maioria da população, utilizamos uma apresentação lúdica, com base em uma escala VAS (*visual analog scale* - [16]), porém multifacetada em faixas pré-definidas de situações de risco. Acreditamos que oferecer uma indicação visual para esse resultado, utilizando elementos de comunicação direta e de entendimento facilitado para a sociedade, pode contribuir para inovação através de um mecanismo que aprimora a divulgação da informação para o público em geral, permitindo que acompanhem, dia a dia, a influência do comportamento coletivo (consequência das ações individuais de todos os representantes da sociedade) na evolução da epidemia em sua localidade através da observação da posição do ponteiro (percepção de velocidade de propagação através do valor presente de  $R_0$ ) no que denominamos “Covidímetro” (velocímetro).

## Descrição Sucinta do Modelo

Conforme estabelecido,  $R$  representa o número esperado de novos casos infecciosos secundários gerados a partir de um caso infectado em uma população suscetível. Este número representa um importante indicador para a tomada de decisão de quando dar início a algum controle mais efetivo para reduzir a possibilidade de transmissão da doença, seja pela adoção de medidas de proteção individual ou coletiva, incluindo o **lockdown**, visando interromper a mobilidade e, conseqüentemente, restringir ao máximo todas as atividades não essenciais, forçando o isolamento social ao extremo.

O valor de  $R$  pode ser calculado a partir do número de contatos que cada indivíduo infectado realiza com outros indivíduos suscetíveis à infecção em uma unidade de tempo ( $k$ ); pela probabilidade da transmissão ocorrer através do contato entre um indivíduo infectado e um

suscetível ( $b$ ), e o tempo médio de duração do processo infeccioso ( $D$ ). Desta forma, em um momento inicial representado por  $R_0$ ,  $R = kbD$ .

A partir desse ponto, é possível inferir a evolução da doença pela observação da variação do valor de  $R$ , que mede o número de casos de infecção secundários gerados a partir do momento que uma epidemia está em curso. Quando não se tem medidas de controle ou contenção, o valor de  $R$  é sempre proporcional ao número de indivíduos suscetíveis em uma população ( $x\%$ ), desta forma,  $R = R_0x$ . Portanto, observar a evolução dos valores de  $R$  é de fundamental importância para compreender se as medidas de controle e as atitudes da população estão surtindo efeito (reduzindo o valor de  $R$ ) ou se está perdendo o controle da propagação do vírus (aumentando o valor de  $R$ ) ao longo do tempo ( $t$ ). Valores de  $R$  maiores que 1 indicam a ocorrência de um processo epidêmico. Quanto maior esse valor, maior a velocidade de propagação da doença, e maiores os riscos para a sociedade (prejuízos econômicos, interrupção abrupta dos negócios, elevado aumento do número de doentes, e o conseqüente colapso do sistema de saúde com aumento do número de óbitos evitáveis). Valores de  $R$  menores que 1 indicam uma situação de menor risco, para a qual a infraestrutura de saúde disponível tem condição de atender aos indivíduos infectados. Além disso, valores menores que 1 indicam que o processo epidêmico está diminuindo e tendendo ao seu final, mesmo com as incertezas associadas ao cálculo desses valores [8].

Os valores de  $R$  variam tendo em vista os diferentes eventos e locais onde, por exemplo, a epidemia da COVID-19 é observada [1]. Por isso, entendemos que a observação da evolução do valor de  $R$  pode contribuir para aumentar o nível de confiança no comportamento observado com base no passado, visando a apoiar a tomada de decisão para um futuro muito próximo, aumentando assim as chances de aplicar medidas de controle adequadas para reduzir (frear), de forma perene, o avanço da epidemia. Complementarmente, mostrar a aceleração, estabilização ou desaceleração de  $R$ , de forma direta e lúdica, podem permitir uma maior compreensão pela sociedade de como ela pode ser um dos grandes protagonistas na desaceleração da propagação da COVID-19, pela adoção voluntária de atitudes de isolamento social, temporárias, e não coercivas.

Para tal, propomos alterar a forma de observar a evolução do  $R$ . Usualmente os modelos partem de um conjunto de parâmetros próximos da realidade (população, número de casos conhecidos, número de óbitos, tempo decorrido desde o primeiro evento, dentre outros) e combinam com possíveis valores para  $R_0$  para se identificar aquelas “curvas” que mais se aproximam da realidade [8]. Alguns trabalhos oferecem propostas para calcular e observar os valores de  $R$ , como [4,5], dentre outros. Em geral, esse cálculo é realizado e apresentado partindo das premissas descritas anteriormente, que marcam a predição com os dados referentes ao momento inicial da observação, com pouca interação entre elas e identificando faixas de  $R_0$  que poderiam fazer sentido para aquele conjunto de observações [8]. Entretanto, as distribuições obtidas dos casos notificados são usualmente não homocedásticas por diferentes fatores e não podem ser tratadas de forma constante e consistente ao longo do tempo. Diferentes eventos e medidas ocorrem ao longo do período de observação, fazendo com que em algum momento possa ter ocorrido uma desaceleração da propagação, em alguns uma estabilização, e em outros uma intensa aceleração. Usar um modelo definido para observar a evolução dos valores de  $R$

(por exemplo, utilizando os valores obtidos até uma determinada data e inferindo empiricamente o valor de  $R_0$  [1,8]) em apenas um momento do tempo é, a nosso ver, parcialmente adequado, pois as previsões deixarão de incorporar as variações ocorridas ao longo de todo o período de observação anterior no valor de partida de  $R$ .

Assim, propomos observar a variação do valor de  $R$  a partir da imbricação da previsão de  $R_0$  realizadas com a realimentação dos valores calculados para  $R$  na linha do tempo ( $t_0 \dots t_{n-1}$ ), considerando a evolução histórica dos dados ao longo de um período de observação, por exemplo, semanas epidemiológicas [14]. Dessa forma, entendemos que a observação dos valores deve ocorrer na linha do tempo, com realimentação entre as simulações, utilizando os conceitos adaptados de [6]:

$k_t$  : número de contatos realizados por um indivíduo infectado

$b$  : probabilidade de transmissão por contato entre um indivíduo infectado e um suscetível

$D$  : tempo médio (na unidade de tempo) de um indivíduo infectado permanecer infectante

$x_t$  : proporção da população suscetível à infecção

$a_t$  : proporção fixa de todos os casos considerados assintomáticos e passíveis de transmitirem a infecção

$kb_a$  : probabilidade de transmissão por contato de um indivíduo infectado assintomático com um indivíduo suscetível

$n_t$  : quantidade de indivíduos suscetíveis à infecção

$N$  : tamanho da população

$O_t$  : número de óbitos

$Re_t$  : número de indivíduos recuperados

$TxL_t$  : taxa de letalidade

$CF_t$  : casos confirmados

$R_{t,d}$  : número de casos secundários de infecção gerados por indivíduos infectados (sintomáticos e assintomáticos) produzido a partir do momento  $t$ , no intervalo de tempo  $d$

$$R_{t,d} = [k_t b(1-a) + kb_a a] x_t D$$

$$T_0: n_0 = N - O_0, x_0 = 1; a_0 = 0; R_0 = R_{0,1} = k_0 b D$$

$$T_1: n_1 = n_0 - O_1, x_1 = 1 - ((n_1 + Re_1 - CF_1)/n_0), a_1 = a, Kb_{a1} = kb_a, R_0 = R_{0,1}$$

...

$$T_t: n_t = n_{t-1} - O_t, x_t = 1 - ((n_t + Re_t - CF_t)/n_{t-1}), a_t = a, x_t = n_t/n_{t-1}; R_0 = R_{t-1,1}$$

Considerando as simulações na linha do tempo, a variação do  $R$  e a obtenção de provável valor de  $R_0$  no momento atual  $T_a$ , a partir do momento inicial  $T_0$ , pode ser representado pela distribuição com  $T_a - T_0$  elementos:

$$R_0 = \{R_{(T_i), (T_a - T_i)}\}, T_0 \leq T_i \leq T_a - 1$$

Os valores resultantes podem apoiar as seguintes observações:

- a) Inclinação (tangente) da curva representando a variação de  $R$ 
  - tendência na linha do tempo de aceleração ou desaceleração da epidemia
- b) Variância entre os valores simulados
  - percepção de confiança frente aos valores observados
- c) Desvio padrão
  - percepção de adequação de medidas para controle da epidemia
- d) Média harmônica
  - $R_0$  do momento atual, com nível de confiança a ser calculado pela dispersão (*bias*) por interpolação. Esse valor controla a posição da seta no *Covidímetro*, o que implica em sua movimentação na linha do tempo (diariamente, por exemplo).

Como informado anteriormente, a representação lúdica para apresentação da evolução dos valores de  $R$  é realizada através do “*Covidímetro*” (como um velocímetro), de entendimento geral, onde a posição da seta (“ponteiro de velocidade”) utiliza como valor corrente de  $R_0$  o último valor calculado por realimentação interativa para  $R$  do período anterior visando passar para a população a percepção da situação de risco da epidemia e como suas atitudes podem estar contribuindo para desacelerar (diminuir o risco), acelerar (aumentar o risco), ou estabilizar (não alterar) a propagação da doença. Desta forma, a representação promove ludicamente o uso de  $R_0$  e pode estimular a população a “criar e participar” de um jogo coletivo cujo objetivo é conseguir posicionar o “indicador de velocidade” na região de menor risco possível no *Covidímetro* visando seu bem-estar geral. A representação na figura 1 mostra um exemplo de como o resultado será apresentado para o público em geral, que usualmente não domina os conceitos científicos envolvidos no conceito de  $R_0$ , na interpretação de curvas, e eventuais tendências futuras que elas possam apresentar. Para efeito de marcação, foram utilizadas faixas de valores para  $R$  obtidas com base na literatura técnica, comportamento observado, evolução temporal e distribuições calculadas a partir dos casos notificados.

- VERDE ESCURO :  $R < 0,5$  (Risco Muito Baixo)
- VERDE CLARO:  $0,5 \leq R < 0,9$  (Risco Baixo)
- AMARELO:  $0,9 \leq R \leq 1,2$  (Risco Moderado)
- LARANJA:  $1,2 < R \leq 1,6$  (Risco Alto)
- VERMELHO:  $1,6 < R < 2$  (Risco Muito Alto. Crise a qualquer momento!)



Figura 1 - Exemplo de apresentação do valor corrente de  $R_0$  para a população com o “Covidímetro”

A estimativa do valor corrente de  $R_0$  [8] é obtida por um modelo baseado em [4], que calcula o valor de  $R_t$  em tempo real utilizando uma abordagem bayesiana. Entretanto, o modelo descrito em [4] mapeia valores estáticos para  $R_t$ . Diferentemente, incluímos no modelo utilizado nesta NT a retroalimentação temporal e interativa na estimação do valor de  $R_t$ , com base em sua variação no período de observação. Dessa forma, a dinâmica de evolução da epidemia e seus efeitos nos valores de  $R$  passam a estar incluídas e distribuídas temporalmente no cálculo. Assim, fica possível avaliar o impacto da doença na população e de observar a influência do isolamento social na evolução do valor de  $R$  desde o início da epidemia até o momento de partida da simulação. Entretanto, como com qualquer outro modelo preditivo baseado em simulação, a qualidade, completude, e confiabilidade dos dados utilizados influenciam na qualidade dos resultados calculados para  $R$  e na percepção de sua confiança [1] [8].

A partir do momento que obtemos um valor corrente para  $R_0$ , utilizamos um modelo SEIRD logístico similar ao descrito em [15] para inferir o comportamento futuro a partir do uso de um  $R_0$  calculado iterativamente através de atualizações probabilísticas no modelo de inferência, conforme apresentado acima.

## Utilizando o Modelo

Os parâmetros de tamanho da população ( $N$ ) foram retirados do portal de Acesso aos Sistemas da SES [7]. Os demais parâmetros são obtidos dos dados reais, com base nos casos notificados, e seguem, por exemplo, as fórmulas descritas em [2] ou de alguns trabalhos disponíveis na literatura técnica [1, 6, 9,10,11,12,13]. As evidências apresentadas nesses trabalhos indicam para os seguintes possíveis valores para os parâmetros:  $D = 5,2$ ; período de incubação = 7; e Letalidade ( $TxL$ ) com dois possíveis valores, 1,1% [13] e um valor calculado com base nos casos informados para a localidade em observação. Os resultados apresentados nesta NT se baseiam nos casos notificados e disponíveis em <https://dadoscovid19.cos.ufrj.br/> no período de observação. As limitações provocadas por subnotificação devem ser consideradas como ameaças à validade em sua interpretação. O cálculo da variação de  $R$  para obtenção do valor

de partida  $R_0$  para a simulação levou em consideração os casos notificados, acumulados até 29/02/2020, correspondentes à semana epidemiológica 9 (SE-9), de acordo com Calendário Epidemiológico 2020 [14]. Adicionalmente, foram identificados os totais semanais de casos notificados até 02/05 (final da SE-18). A SE-19 (início em 03/05) foi o referencial temporal para realizar as simulações apresentadas nesta NT. Desta forma, a comparação da evolução desses valores com outros indicadores de mobilidade e distanciamento social, objetivo de futuras análises, permitirá perceber com maior clareza o comportamento da pandemia.

Com base no valor calculado de R e considerando os dados epidemiológicos acumulados na SE-19 realizaram-se as simulações apresentadas nesta NT. O critério para escolher esse período de observação (de 20/02 a 02/05) está diretamente ligado à disponibilidade de dados referentes aos casos notificados com o mínimo de qualidade, consistência e regularidade. Novas avaliações serão realizadas a partir da evolução, manutenção da qualidade, e liberação de casos notificados de COVID-19 pelos organismos responsáveis.

Os períodos apresentados no cálculo de R correspondem as seguintes semanas epidemiológicas (Tabela 1):

<b>Intervalos de Observação (IO)</b>	<b>Semana Epidemiológica (SE)</b>	<b>Período de Observação</b>
0	SE-8:SE-9	20/02 -29/02
1	SE-10	01/03 - 07/03
2	SE-11	08/03 - 14/03
3	SE-12	15/03-21/03
4	SE-13	22/03-28/03
5	SE-14	29/03-04/04
6	SE-15	05/04-11/04
7	SE-16	12/04-18/04
8	SE-17	19/04-25/04
9	SE-18	26/04-02/05

Tabela 1 - Correspondência dos Intervalos de Observação (IO) e Semanas Epidemiológicas (SE) utilizados para o Cálculo de R

A tabela 2 apresenta os dados utilizados para apoiar o cálculo de R e a simulação do comportamento da evolução da epidemia a partir da SE-19, apresentado nesta NT:

<b>Parâmetros</b>	<b>Estado do Rio de Janeiro (ERJ)</b>	<b>Região Metropolitana (RMRJ)</b>	<b>Cidade do Rio de Janeiro (CRJ)</b>	<b>Cidade de Niterói (CNI)</b>	<b>Cidade de Duque de Caxias (CDC)</b>
Óbitos Acumulados	1945	1779	1304	43	114
Casos Recuperados Acumulados	14304	12156	8296	486	557
Número de Casos Confirmados na Semana	3672	2975	1833	350	107
Casos Confirmados Acumulados	20104	17231	11423	938	894
Taxa de Letalidade Calculada (usado também 1,1% [13])	9,67%	10,32%	11,42%	4,58%	12,75%
Distribuição (para o cálculo de R) IO 0-9 (Tabela 1)	53, 35, 76, 318,873,14 43, 2627, 4754, 4793, 5132	47, 38, 62, 229,723,1281, 2332, 4148, 4101, 4310	22, 33, 62, 161,523,953 , 1848, 2537, 2694, 2530	4, 3, 6, 30,32,46, 63, 255, 216,283	2,0,0,3,2 4,40,118 ,264,210 ,242

Tabela 2 - Parâmetros Utilizados para o Cálculo de R e Simulação

Embora o foco da análise apresentada nesta NT não estar direcionada a simular a evolução da letalidade decorrente da pandemia, entendemos ser de interesse apresentar essa evolução, mesmo que parcial, tomando como base os casos de óbitos informados no conjunto de casos confirmados utilizados para o período de observação. A figura 2 apresenta a variação da letalidade para as regiões tratadas nesta NT ao longo do período de observação. O percentual



apresentado é a razão entre Óbitos Acumulados e Casos Confirmados Acumulados. Interessante observar o desempenho das Cidades de Niterói e Duque de Caxias em comparação com as demais localidades.

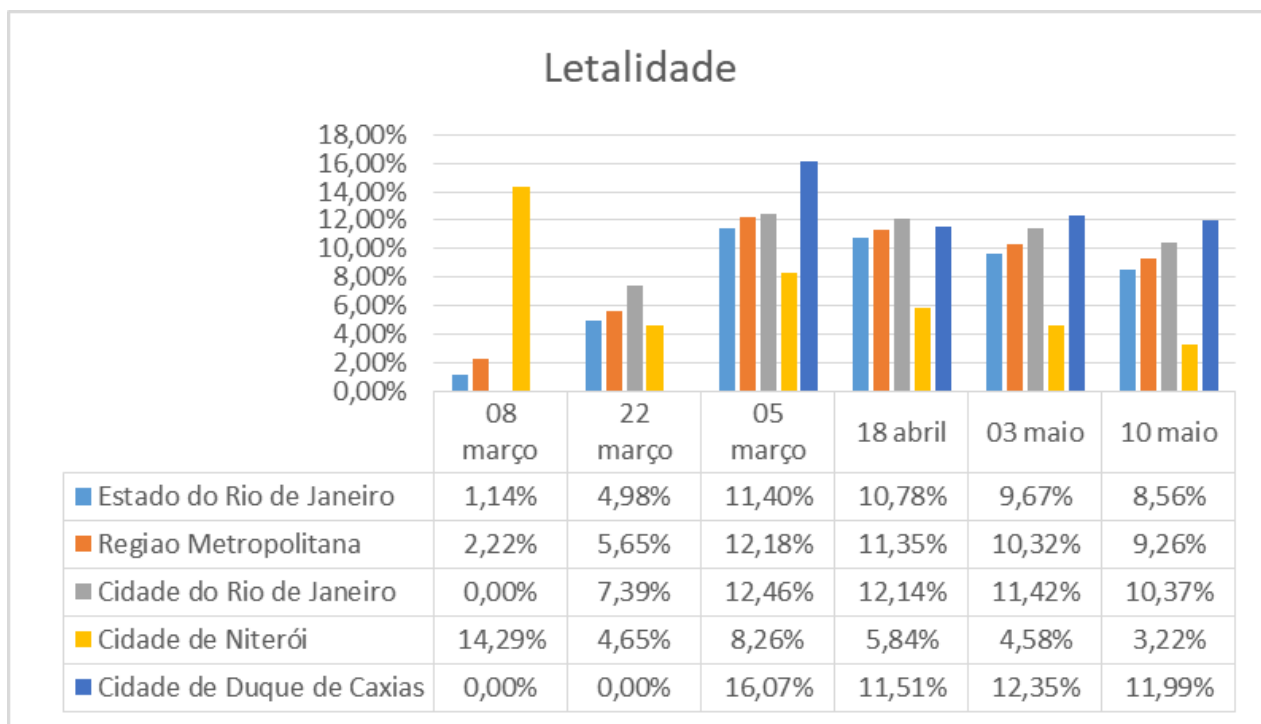


Figura 2 - Evolução da letalidade da COVID-19 nas localidades avaliadas

### Estado do Rio de Janeiro

A tendência natural em modelos epidemiológicos SIR/SEIRD de processos epidêmicos é que ocorra um decaimento do valor de R após o pico do processo epidêmico, presumindo-se que a infecção gere imunidade natural. A questão central em relação ao valor de R é que qualquer alteração observada em seu valor no tempo corrente somente trará benefícios em cerca de uma a duas semanas. O isolamento social decretado no estado do Rio de Janeiro (ERJ) aparentemente tem contribuído para a redução mais rápida da velocidade de propagação da infecção na população e conseqüentemente o atraso do pico da epidemia, o que aumenta o tempo disponível para o sistema de saúde se organizar para o atendimento dos casos. Como pode ser observado na tabela 3, é visível a redução no valor de R a partir do quarto IO (SE-13) após o início do período de observação. Importante ressaltar que o início do isolamento social ocorreu em 16/03 (SE-12). Considerando que os efeitos do isolamento social podem ser observados a partir de sete dias de sua adoção, entendemos ser esse um forte indício de que o isolamento social contribui na desaceleração da propagação da doença.

Intervalo de Observação (IO)	Low_90	High_90
1	1.56	3.63
2	4.07	5.18
3	5.12	5.78
4	4.88	5.31
5	4.42	4.72
6	4.03	4.25
7	3.48	3.65
8	2.87	3.01
9	2.39	2.52

Início do Isolamento Social

Tabela 3 - Evolução do Valor de R para o ERJ com base nos casos notificados de 20/02 a 02/05

A figura 2 mostra a expectativa do valor de R no período. Nota-se que após o terceiro IO houve uma grande redução de R que é sustentada ao longo de todos os intervalos de observação. Entretanto, no oitavo IO (SE-17) houve um leve acrise da curva indicando algum relaxamento no isolamento social. Portanto, é possível inferir que ocorreu relaxamento do isolamento social provavelmente a partir do quinto IO (SE-15). Percebe-se também que há uma desaceleração no decréscimo de R. A confirmação dessa tendência em análises futuras permitirá aumentar a confiança no modelo e nos permitirá avaliar a evolução ao longo das próximas semanas.

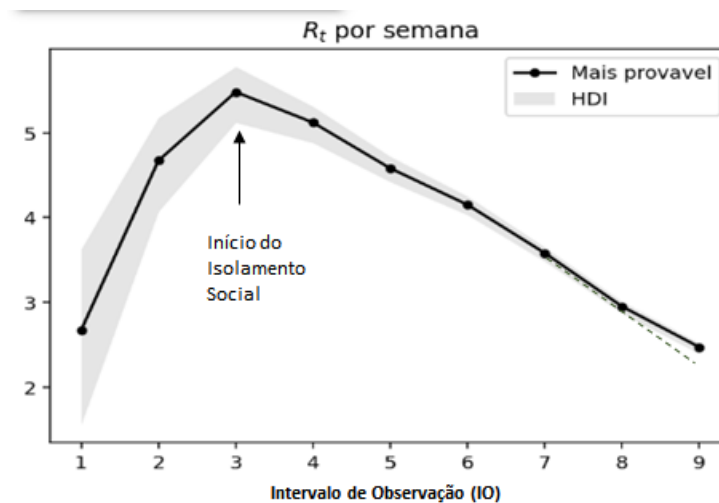


Figura 2 - Variação do Valor de R para o ERJ no período de observação

Desta forma, foi utilizado o valor anteriormente calculado para R (2,46) como o  $R_0$  para simular a variação futura de R a partir de 03/05 (SE-20) e o impacto em novos casos da doença. Como se pode observar, caso o valor de R não diminua rapidamente, estima-se que cerca de 35.000 - 40.000 casos notificados em todo o estado do Rio de Janeiro (figura 3) no pico da epidemia. Considerando-se que 10% dos casos necessitam de internação hospitalar e desses 20%

evoluem para SRAG (Síndrome Respiratória Aguda Grave), estima-se que neste dia o estado deveria dispor de 700 - 800 novos ventiladores mecânicos simultâneos (fora os doentes que já estão fazendo uso desses equipamentos, porque adoeceram antes) e pelo menos 3.500 - 4.000 leitos se a tendência de crescimento de R não desacelerar, ou seja, é necessário agir de maneira a reduzir de forma mais intensa e rápida seu valor. Desta forma, essa projeção indica a necessidade de adoção de um **lockdown**, pois apesar das medidas de isolamento social adotadas terem contribuído para reduzir o número de casos, essa redução está longe de ser suficiente para eliminar a necessidade da disponibilidade de milhares de leitos hospitalares e mais de 700 - 800 novos ventiladores ao mesmo tempo. Nota-se também que ao se utilizar a letalidade calculada do ERJ a curva de casos esperados atinge o pico em um tempo um pouco mais tardio. Embora com o número de casos maior que ao se utilizar a letal. = 1,1%.

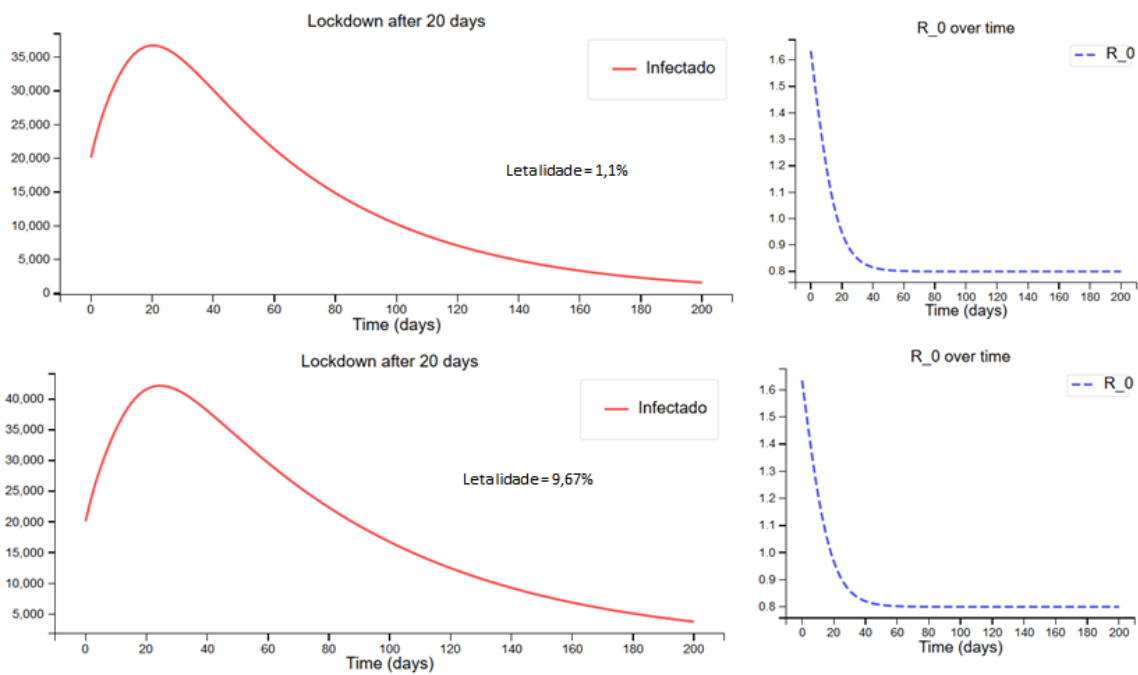


Figura 3 - Estimativa de casos notificados ( $R_0 = 2,46$ ,  $t_0 = 03/05$ ) e de decréscimo do R no ERJ com base nas notificações ocorridas no período de observação

Portanto, de acordo com o comportamento observado, e com  $R = 2,46$  para o ERJ, podemos informar pragmaticamente a situação para a população (figura 4). Outras regiões brasileiras devem ter seus valores identificados a partir de seus dados históricos [1][8], realçando que, no ERJ, valores de R iguais ou superiores a 2 indicam a necessidade de adoção de medidas de isolamento social total (**lockdown**) devido a impossibilidade de qualquer sistema de saúde ser capaz de atender a expectativa de demanda de atendimento provocada pela velocidade de contaminação da população. Note que o ponteiro do Covidímetro ultrapassa o limite máximo previsto de 2:

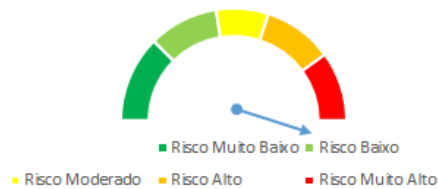


Figura 4 - Apresentação com o *Covidímetro* do nível de risco ( $R_0= 2,46$ ,  $t_0 = 03/05$ ) do ERJ a partir dos casos notificados no período de observação

## Região Metropolitana do Rio de Janeiro

Uma vez que a mobilidade no estado do Rio de Janeiro não é uniforme, realizar a análise por regiões menos heterogêneas pode apresentar um melhor cenário para observação. Como primeiro grupo para observação escolheu-se a região metropolitana do Rio de Janeiro (RMRJ). A região metropolitana concentra a maior parte da população do estado (cerca de 13 milhões de pessoas). A região metropolitana possui duas sub regiões: Metropolitana I, com os municípios de Belford Roxo, Duque de Caxias, Itaguaí, Japeri, Queimados, Magé, Mesquita, Nilópolis, Nova Iguaçu, Rio de Janeiro, São João de Meriti, Seropédica; e Metropolitana II, que compreende os municípios de São Gonçalo, Silva Jardim, Itaboraí, Maricá, Niterói, Rio Bonito e Tanguá.

Pode ser observada uma maior variabilidade nos dados de coleta no início do período de observação (20/02 até 29/02), o que é representado por um maior intervalo de confiança. Novamente, nota-se uma modificação da inclinação da curva do  $R_t$  da RMRJ similar à do ERJ (figura 6). Esse comportamento é esperado uma vez que a RMRJ concentra a maioria da população do estado. Pode-se entender que para efeitos práticos essa região será a mais afetada pela epidemia, mesmo que concentre a maior parte da rede hospitalar. Para a RMRJ, o valor de R ao final do período de observação (20/02 a 02/05) foi de 2,43. Quanto ao número de infectados no pico nota-se que se aproxima dos 30.000 - 35.000. Pelo mesmo princípio exposto anteriormente para o ERJ estaríamos estimando 3.000 - 3.500 internações simultâneas e 600 - 700 respiradores. Entretanto, o pico da RMRJ encontra-se alguns dias antes - nos primeiros dez dias de Junho (em torno de 30-35 dias após 03/05). A figura 6 apresenta o desempenho da RMRJ frente a epidemia da COVID-19.

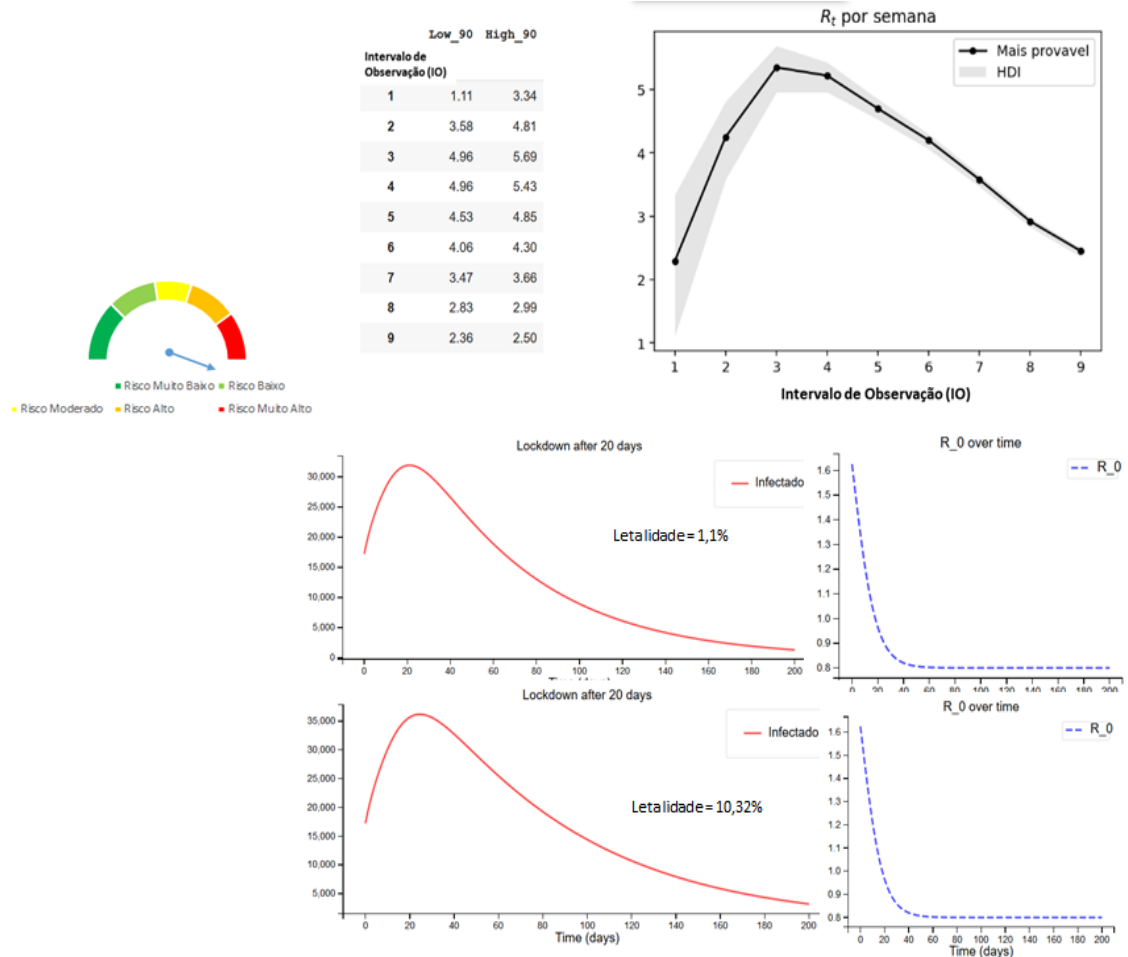


Figura 6 - Desempenho da RMRJ ( $R_0 = 2,43$ ,  $t_0 = 03/05$ ) com base na evolução de R no período de observação

## Cidade do Rio de Janeiro

A cidade do Rio de Janeiro (CRJ) compreende 6,7 milhões de habitantes e possui o maior fluxo intermunicipal da população. Como pode ser observado o valor do R para a CRJ começa com grande variabilidade e apresenta uma tendência de queda bastante similar ao ERJ e da RMRJ. Para a cidade do Rio de Janeiro o valor de R é igual a 2,31 no período de observação. A estimativa para a CRJ indica a ocorrência de cerca de 22.000 - 25000 casos no pico da pandemia, indicando a necessidade de aproximadamente 440 - 500 ventiladores mecânicos e com 2200 - 2500 leitos, o que deve ocorrer em 25 - 30 dias após o dia 03/05, ou seja final de maio ou início do mês de junho, de maneira similar à RMRJ. A figura 7 apresenta o desempenho da CRJ frente a COVID-19.

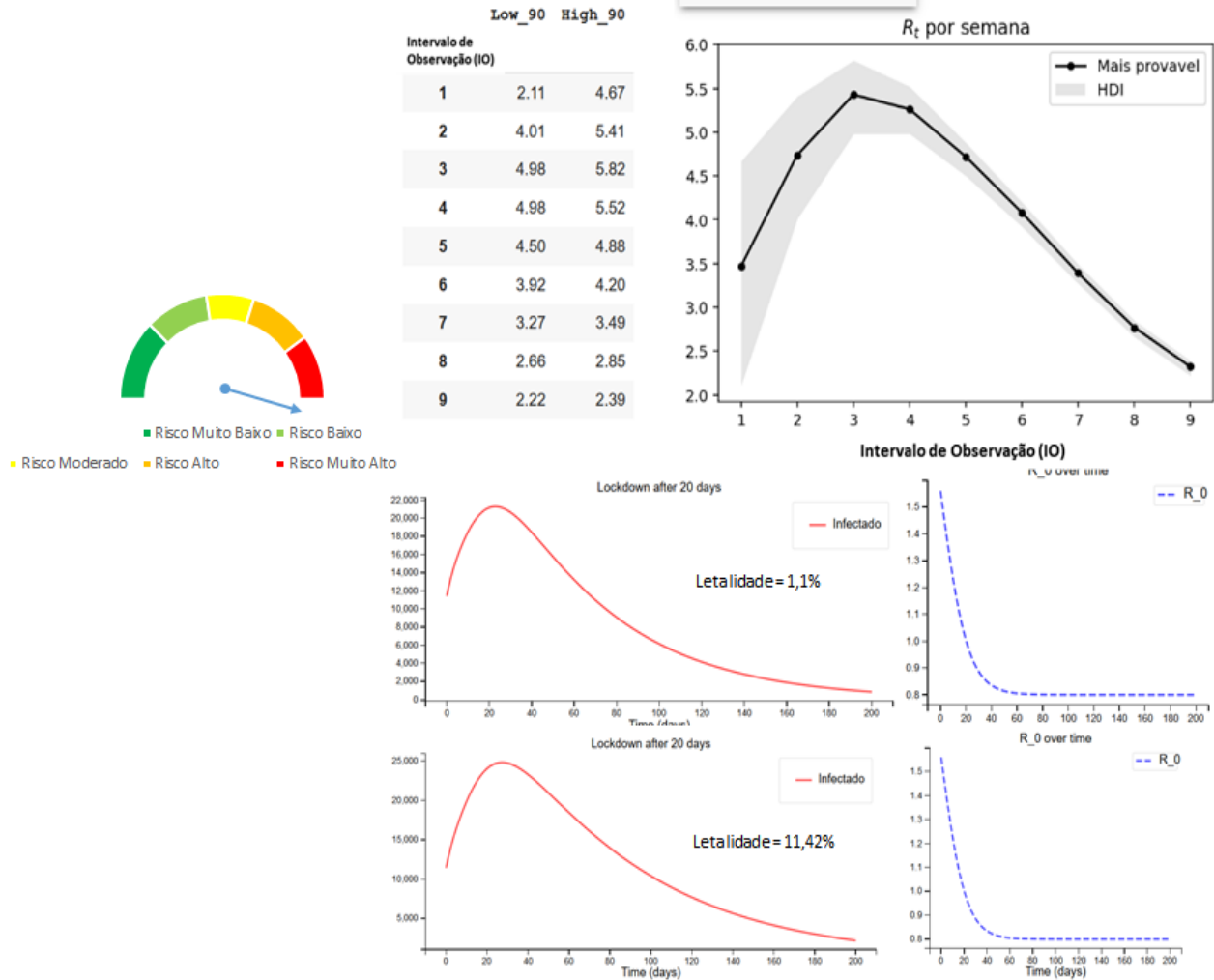


Figura 7 - Desempenho da CRJ ( $R_0 = 2,31$ ,  $t_0 = 03/05$ ) com base na evolução de R no período de observação

### Cidade de Niterói

A cidade de Niterói (CNI) possui aproximadamente 500.000 habitantes, sendo o segundo pólo econômico do estado do Rio de Janeiro. A CNI apresenta um caso interessante de observação. Para a cidade de Niterói, o valor final calculado de R foi de 2,65 (20/02 - 02/05). Pelos valores de R nota-se que houve uma mudança da tendência de crescimento na quarta e na sexta semanas. O valor de R no quarto IO (SE-13) indica ter ocorrido alguma variação no isolamento social, ou mesmo ampliação da testagem, observado pela variação registrada no quinto IO, enquanto a partir do sexto IO (SE-15) o valor de R da CNI retoma sua tendência de queda, pelo comportamento observado no intervalo de observação seguinte. No oitavo IO (SE-17) aparenta ter ocorrido uma nova variação no valor de R que pode indicar, por exemplo, ter aumentado devido à maior testagem da população. Este evento pode ter impactado no maior R0 apresentado por Niterói em relação às demais localidades. Vale destacar que a estimativa indica que haveria

entre 2.200-2.000 casos no pico da pandemia para a CNI, indicando a necessidade de 40 - 44 novos ventiladores mecânicos e 200 - 220 leitos.

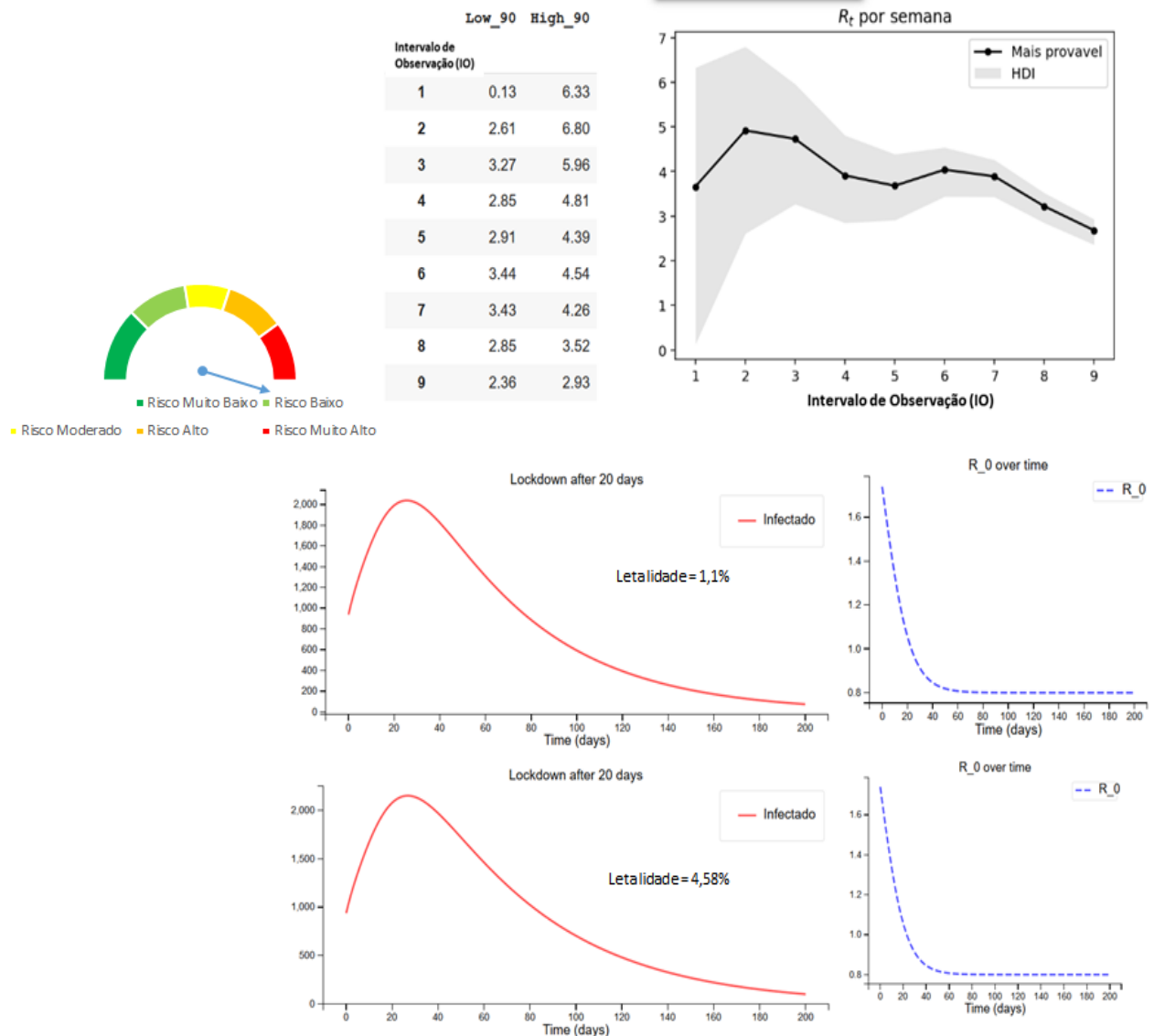


Figura 8 - Desempenho da CNI ( $R_0 = 2,65$ ,  $t_0 = 03/05$ ) com base na Evolução de R nos dados notificados no período de observação

## Cidade de Duque de Caxias

A cidade de Duque de Caxias (CDC) possui aproximadamente 340.000 habitantes e adotou medidas menos restritivas no princípio da pandemia. Como pode ser observado o valor do R para a CDC começa com elevada variabilidade, apresentando redução consistente do valor de R somente a partir do sexto IO (SE-15). O valor de R da CDC é 2,54 ao final da avaliação. Houve novamente uma variação do valor de R no oitavo IO (SE-17). Estima-se que no pico da epidemia

a CDC teria em torno de 1600-1800 casos, necessitando de 160-180 leitos e 32-36 novos ventiladores mecânicos. O pico de CDC acontecerá em aproximadamente 20-25 dias diferentemente dos demais casos apresentados.

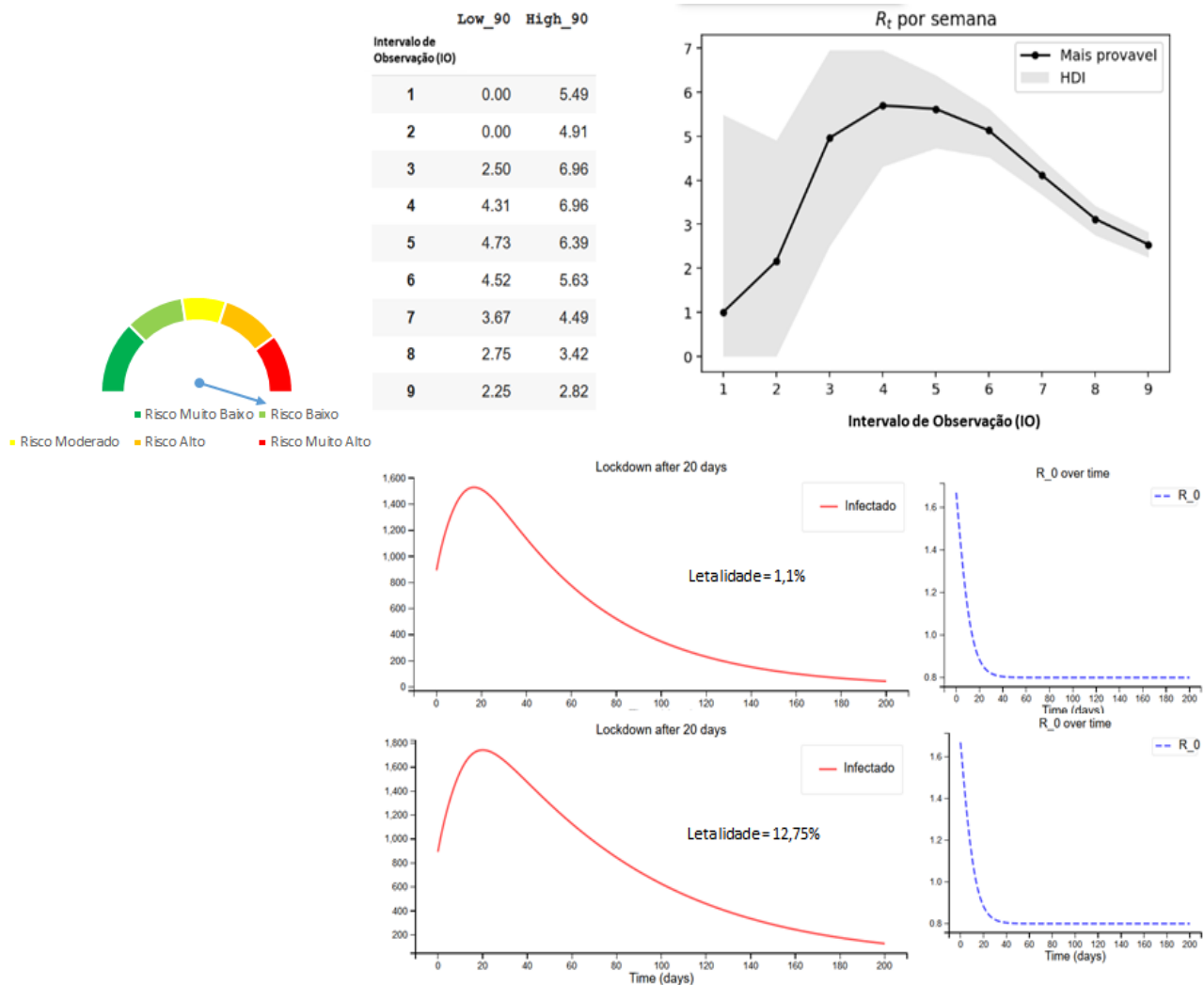


Figura 9 - Desempenho da CDC ( $R_0 = 2,54$ ,  $t_0 = 03/05$ ) com base na Evolução de R nos dados notificados no período de observação

## Contestataç o de Responsabilidade

Os resultados apresentados nesta Nota T cnica foram produzidos atrav s da aplica o de modelos matem ticos e simula es no conjunto de dados reais (casos notificados) obtidos na SES. A qualidade dos resultados e confian a nos valores apresentados   proporcional  



qualidade, completude, consistência, e confiabilidade dos dados recebidos. Eventuais ameaças à validade podem existir independente do rigor ético/técnico-científico seguido pelos autores. A evolução dos dados e os valores apresentados podem ser observados em <https://dadoscovid19.cos.ufrj.br/>. O estudo considera somente os casos notificados à SES, sem levar em conta a existência de subnotificação, que será objeto de análises futuras. Os demais municípios e outras regiões do estado do Rio de Janeiro não discutidos nesta Nota Técnica poderão ser objeto de análises específicas no futuro.

## Referências

- [1] Ying Liu, Albert A Gayle, Annelies Wilder-Smith, Joacim Rocklöv, The reproductive number of COVID-19 is higher compared to SARS coronavirus, *Journal of Travel Medicine*, Volume 27, Issue 2, March 2020, taaa021, <https://doi.org/10.1093/jtm/taaa021>
- [2] [Notes On R0](#)
- [3] [What is the 'R' value and why is it so important for the easing of the coronavirus lockdown?](#)
- [4] Bettencourt LMA, Ribeiro RM (2008) Real Time Bayesian Estimation of the Epidemic Potential of Emerging Infectious Diseases. *PLoS ONE* 3(5): e2185. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0002185>
- [5] [covid-19/Realtime R0.ipynb at master · k-sys/covid-19 · GitHub](#)
- [6] Marc Lipsitch, Ted Cohen, Ben Cooper, James M. Robins, Stefan Ma, Lyn James, Gowri Gopalakrishna, Suok Kai Chew, Chorh Chuan Tan, Matthew H. Samore, David Fisman, Megan Murray; Transmission Dynamics and Control of Severe Acute Respiratory Syndrome. *Science* 20 Jun 2003: Vol. 300, Issue 5627, pp. 1966-1970 DOI: 10.1126/science.1086616
- [7] [TabNet Win32 3.0: População residente - 2000 a 2019 - pactuada pela SES/RJ](#)
- [8] Max Fisher (2020). R0, the Messy Metric That May Soon Shape Our Lives, Explained. *The New York Times*. April 23. <https://www.nytimes.com/2020/04/23/world/europe/coronavirus-R0-explainer.html>
- [9] Hussin A. Rothan, Siddappa N. Byrareddy, The epidemiology and pathogenesis of coronavirus disease (COVID-19) outbreak, *Journal of Autoimmunity*, Volume 109, 2020, 102433, ISSN 0896-8411, <https://doi.org/10.1016/j.jaut.2020.102433>.
- [10] Wei-jie Guan, Ph.D., Zheng-yi Ni, M.D., Yu Hu, M.D., Wen-hua Liang, Ph.D., Chun-quan Ou, Ph.D., Jian-xing He, M.D., Lei Liu, M.D., Hong Shan, M.D., Chun-liang Lei, M.D., David S.C. Hui, M.D., Bin Du, M.D., Lan-juan Li, M.D., Guang Zeng, M.Sc., Kwok-Yung Yuen, Ph.D., Ru-chong Chen, M.D., Chun-li Tang, M.D., Tao Wang, M.D., Ping-yan Chen, M.D., Jie Xiang, M.D., Shi-yue Li, M.D., Jin-lin Wang, M.D., Zi-jing Liang, M.D., Yi-xiang Peng, M.D., Li Wei, M.D., Yong Liu, M.D., Ya-hua Hu, M.D., Peng Peng, M.D., Jian-ming Wang, M.D., Ji-yang Liu, M.D., Zhong Chen, M.D., Gang Li, M.D., Zhi-jian Zheng, M.D., Shao-qin Qiu, M.D., Jie Luo, M.D., Chang-jiang Ye, M.D., Shao-yong Zhu, M.D., and Nan-shan Zhong, M.D. for the China Medical Treatment Expert Group for Covid-19\*. Clinical Characteristics of Coronavirus Disease 2019 in China. April 30, 2020, *N Engl J Med* 2020; 382:1708-1720, DOI: 10.1056/NEJMoa2002032
- [11] Wang D, Hu B, Hu C, et al. Clinical Characteristics of 138 Hospitalized Patients With 2019 Novel Coronavirus-Infected Pneumonia in Wuhan, China. *JAMA*. 2020;323(11):1061-1069. doi:10.1001/jama.2020.1585

[12] Catrin Sohrabi, Zaid Alsafi, Niamh O'Neill, Mehdi Khan, Ahmed Kerwan, Ahmed Al-Jabir, Christos Iosifidis, Riaz Agha, World Health Organization declares global emergency: A review of the 2019 novel coronavirus (COVID-19), International Journal of Surgery, Volume 76, 2020, Pages 71-76, ISSN 1743-9191, <https://doi.org/10.1016/j.ijso.2020.02.034>

[13] ESTUDIO ENE-COVID19: PRIMERA RONDA ESTUDIO NACIONAL DE SERO-EPIDEMIOLÓGÍA DE LA INFECCIÓN POR SARS-COV-2 EN ESPAÑA INFORME PRELIMINAR 13 DE MAYO DE 2020. [https://www.ciencia.gob.es/stfls/MICINN/Ministerio/FICHEROS/ENECOVID\\_Informe\\_preliminar\\_cierre\\_primera\\_ronda\\_13Mayo2020.pdf](https://www.ciencia.gob.es/stfls/MICINN/Ministerio/FICHEROS/ENECOVID_Informe_preliminar_cierre_primera_ronda_13Mayo2020.pdf)

[14] [Calendário Epidemiológico 2020](#)

[15] Xiang Zhou, Xudong Ma, Na Hong, Longxiang Su, Yingying Ma, Jie He, Huizhen Jiang, Chun Liu, Guangliang Shan, Weiguo Zhu, Shuyang Zhang, Yun Long, Forecasting the Worldwide Spread of COVID-19 based on Logistic Model and SEIR Model, medRxiv 2020.03.26.20044289; doi: <https://doi.org/10.1101/2020.03.26.20044289>

[16] [Visual Analog Scale - an overview](#)