



CLASSIFICAÇÃO DE IMAGENS GOES (Imager e ABI) NA DISSM/CGCT/INPE: CENTRÓIDES ASSOCIADOS.

Juan Carlos Ceballos e Renato Galante Negri

julho de 2022

Resumo. A DISSM/CGCT/INPE desenvolve diversos produtos meteorológicos a partir de dados de satélites ambientais desde o início dos anos 2000. Um desses produtos é a classificação de nuvens a partir de imagens em duas bandas espectrais (visível e infravermelho térmico). Com o lançamento da nova geração de satélites GOES, equipados com o imageador ABI (*Advanced Baseline Imager*, com maior resolução espectral e espacial é relevante revisar o algoritmo operacional desenvolvido para uso de imageadores anteriores (*GOES-Imager*). Esta nota descreve os fundamentos e dados fundamentais do método atualmente em operação, assim como os critérios seguidos na revisão. Foram expandidos atributos dos canais, e obtida a proposta de um novo classificador.

Os resultados indicam que a classificação de nuvens baseada no uso de novos canais presentes no sensor ABI apresenta maior coerência com vários produtos de topos de nuvens desenvolvidos e mantidos operacionalmente pela NOAA.

Abstract. CLASSIFICATION OF GOES IMAGERY (Imager and ABI) at DISSM/CGCT/INPE: RELATED CENTROIDS.

Since the early 2000's the DISSM/CGCT/INPE develops a variety of meteorological products using environmental satellite data. A cloud classifier is such a product, based on two spectral bands (visible and thermal infrared) of GOES Imager. After launching and operation of the new generation of GOES satellites, carrying the ABI sensor (*Advanced Baseline Imager*) with better space and spectral resolution, it is important to update the operational algorithm developed for older imaging devices (*GOES-Imager*). This Technical Note describes the foundations of classifier method currently running and main data used as well as criteria adopted to perform the update. There was an expansion of channel attributes and a new classifier was obtained.

The results show increased coherence with several cloud top products developed and currently running by NOAA, when the new channels of ABI imagery are used.

Documento incluído em página web [GSTAR](#) – Dados. Contatos e-mail gstar@inpe.br

1. Nota preliminar sobre as imagens do sensor Imager - satélites GOES

Entre 1994 e 2017, o satélite geoestacionário GOES-E transportava o sensor Imager. Este sensor GOES exibia imagens em 5 canais, em comprimentos de onda indicados na Tabela 1. Em 2018, o Imager foi substituído pelo ABI nos GOES-16 (East) e GOES-17,18 (West).

Tabela 1. Características do sensor Imager (satélites GOES com cobertura da América do Sul entre 1998 e 2017: 8-I, 10-K, 12-M, 13-N)⁽¹⁾

Satélite GOES	Denominação canal	central μm	resol. km^2	Características da radiação observada
8-13	1. VIS <i>visible</i>	0,65	1 1	solar refletida no intervalo visível
8-13	2. NIR <i>near infrared</i>	3,90	4 4	térmica emitida (solo+nuvens)+ solar refletida
8, 10	3. WV <i>water vapor</i>	6,75	4 8	térmica transmitida/emitida pelo vapor d'água+nuvens
8-13	4. IR <i>window</i>	10,70	4 4	atmosfera transparente: emitida superfície + nuvens
8, 10	5. IR " <i>dirty</i> "	11,95	4 4	Semelhante a IR window; interferência parcial do vapor
12, 13	5. IR	13.5	4 4	

A resolução em km é aproximada, referindo-se a pixels no nadir do satélite. O canal 1 (VIS) tem definição espacial de 16 pixels por cada um do canal 4 ("janela no infravermelho"). As imagens veiculadas pelo CPTEC no canal VIS representam uma amostragem para obter correspondência um-a-um com o canal 4. Nos satélites GOES 8 e 10 o canal 3 tinha área maior: 4 km para colunas e 8 km para linhas, de forma que a correspondência um-a-um com canal 4 obtinha-se por repetição das linhas de canal 3 (Ellrod et al., 1998).

2. Método de classificação aplicado ao Imager GOES-8

A versão original do método desenvolvido no CPTEC analisou conjuntos de imagens GOES 8 (Bottino e Ceballos 2003, 2014). A aplicação operacional atual é descrita na seção 3; tem algumas diferenças, mas o fundamento conceitual é idêntico.

¹O sites <https://directory.eoportal.org/web/eoportal/satellite-missions/g/goes-n-o-p>, https://www.nasa.gov/mission_pages/goes-n/media/goes-east.html descrevem histórico de características e cronograma dos satélites 8 a 13.

²A *resolução real* sub-satélite dos pixels é ainda menor. O procedimento de varredura da imagem do sensor gera uma *resolução efetiva* da informação segundo a Tabela 1 (Ellrod et al., 1998).

Com relação ao reconhecimento de nuvens, a nefanálise usual é subjetiva mas baseada em tirocínio (ou seja, na experiência prévia e no senso comum). Ela costuma se basear em dois canais: observa a *refletância* do canal 1 (em percentagem) e a *temperatura de brilho* no canal 4, mas também é incluída a percepção da *textura* da imagem. Pixels mais frios indicam maior altitude de topo. Nuvens estratiformes ou topos de complexos convectivos aparecem mais "lisos" do que cirrus ou campos de cumuliformes. Por outro lado não é apenas a temperatura de brilho, mas também a diferença entre dois canais, que pode fornecer informação adicional. Por exemplo, para corrigir a atenuação parcial de sinal devida à absorção por vapor d'água, a coluna de vapor pode ser quantificada a partir da diferença entre canais 4 e 5 do GOES-8 (método de "split-window" utilizado em satélites da série NOAA ou sensor MODIS: Becker e Li, 1990).

Para fins de desenvolvimento do método, foram escolhidas imagens de setembro 2002 cobrindo a região 43°S a 20°S em latitude, 76°W a 35°W em longitude, nos 5 canais de Imager GOES-8 (ver Tabela 1). A classificação do conjunto de N pixels (objetos, situações) envolve três perguntas:

- 1) Quantas componentes (variáveis) são necessárias ou suficientes para descrever o conjunto de vetores (situações) Y_n ?
- 2) Quantos grupos diferentes de objetos (tipos de objeto) são esperados?
- 3) Quê método de classificação utilizar?

A priori, foi escolhido um número $K=35$ como número tentativo de grupos a procurar, assim como definidas $M=13$ variáveis para definir a identidade de um dado pixel:

- refletância (canal 1): R1,
- temperatura de brilho (canais 2 a 5): T2 a T5,
- texturas nos 5 canais: TX1 a TX5, definidas como o desvio padrão da variável para 3 pixels centrados no pixel de referência,
- diferenças dos canais térmicos com relação à "janela": T24, T34, T54.

Assim, os N pixels de uma região podem ser identificados como vetores X_n ($n=1, 2, \dots, N$) com dimensão $M=13$. O conjunto de vetores é representado por uma matriz $X = \{x_{mn}\}$, ($m=1, \dots, M; n=1, \dots, N$). Dado que as variáveis (componentes dos vetores) têm valores numéricos com ordens de grandeza bem diferentes além de expressar quantificação de fenômenos diferentes, é conveniente uma padronização, como segue:

- É considerado um número N elevado de pixels, que inclua tantos tipos diferentes de "alvos" (tipos de objeto) como for possível.
- É avaliado o vetor médio $\langle X \rangle = \sum_n X_n / N$,
- É avaliado o desvio padrão das componentes: $s_m = \sqrt{\sum_n (x_{mn} - \langle x_m \rangle)^2 / N}$.
- Os vetores X_n viram vetores Y_n padronizados, com componentes $y_{mn} = (x_{mn} - \langle x_m \rangle) / s_m$. A padronização produz componentes y_{mn} com valor médio nulo e desvio padrão unitário, concentradas basicamente no intervalo $(-3, +3)$.

Foi escolhido o método de classificação por centróides dinâmicos, utilizado por Sèze e Debois (1987), baseado na *mínima distância euclidiana*:

- A distância do n -ésimo vetor \mathbf{Y}_n a outro arbitrário \mathbf{C} é estimada segundo a distância euclidiana $D(\mathbf{Y}_n, \mathbf{C}) = [\sum_m (y_{mn} - c_m)^2]^{1/2}$.
 - São definidos K vetores $\mathbf{C}_k^{(0)}$ ou “sementes” (seja arbitrariamente, seja de acordo a um conjunto mais ou menos esperável);
 - Cada vetor \mathbf{Y}_n é incluído (classificado) num grupo $k = 1, \dots, K$ de acordo com a mínima distância euclidiana aos vetores $\mathbf{C}_k^{(0)}$. O resultado é o grupamento dos N vetores em K grupos iniciais, com N_k elementos cada um.
 - O k -ésimo grupo tem um *centróide* de primeira ordem $\mathbf{C}_k^{(1)} = \sum_n \mathbf{Y}_n(n \text{ k}) / N_k$.
 - O conjunto dos N vetores \mathbf{Y}_n é novamente classificado, mas agora com relação ao conjunto de centróides $\mathbf{C}^{(1)}$, gerando-se um novo conjunto de K grupos, e um novo conjunto $\mathbf{C}^{(2)}$ de centróides.
 - Repetindo o procedimento, os centróides convergem para um conjunto final \mathbf{C} .
- (³)

A otimização da dimensão M dos vetores \mathbf{Y}_n foi analisada a partir da estrutura dos K centróides, mediante análise fatorial em componentes principais (AFCP) (⁴). Dada a matriz de correlação $\mathbf{R}(M \times M)$ entre as 13 variáveis, a AFCP indicou que 4 CP's acumulam 90% da informação, associando-se fortemente 1) às temperaturas $T2$ a $T5$ e diferenças $T24$ e $T34$; 2) à textura nos canais térmicos; 3) à textura no canal 1; 4) à diferença $T54$ (esta última variável está claramente associada à influência de vapor d'água ou presença de cirrus). Também é observada correlação importante de duas CP's com a refletância $R1$.

Depreende-se que 5 variáveis dentre as 13 distinguem-se na identidade dos centróides: refletância e textura no canal visível ($R1$, $TX1$), refletância e textura no canal de janela ($T4$, $TX4$), e diferença $T54$. Portanto, foi escolhido classificar os N pixels em $K=32$ grupos com base em vetores \mathbf{Y}_n definidos apenas por essas 5 variáveis.

Com relação a um número mínimo de grupos, os resultados sugerem considerar apenas as grandes classes que seguem: Sup - superfície (céu claro), Cu - cumulus, St - estratos, Ci - cirrus, ML - multicamadas (com grande desenvolvimento vertical). Cada centróide dentre $K=31$ grupos foi identificado mediante nefanálise (subjetiva) de imagens de canais 1 e 4, assim como imagens compostas baseadas nesses 2 canais.

- Uma vez definidos os centróides \mathbf{C} , a classificação dos pixels \mathbf{Y}_n de uma imagem qualquer é realizada por mínima distância quadrática, ou seja, verificando de qual dos centróides \mathbf{C}_k o pixel \mathbf{Y}_n está mais perto.

Discussão de resultados e validação da classificação encontram-se detalhados em Bottino e Ceballos (2015).

³Deve ser definido um critério para considerar terminado o conjunto de iterações. Ver Bottino e Ceballos (2014) para um critério possível.

⁴A AFCP aplicada aos K centróides \mathbf{C}_k ao invés do que aos N vetores \mathbf{Y}_n é numericamente mais simples mas, fundamentalmente, a definição prévia dos centróides reduz dramaticamente a redundância das informações.

3. Método operacional no CPTEC (2003-2022)

A aplicação operacional começou com o satélite GOES-12, no qual o canal 5 (“janela suja”) fora substituído por outro centrado em 13,3 μm ; assim, o método original foi aplicado a vetores Y_n quadridimensionais, definidos por refletância e textura no canal 1 (VIS) e no canal 4 (IR janela). O número de grupos foi $K=30$.

O método de centróides dinâmicos foi aplicado a um número N elevado de pixels na América do Sul. Cada um dos grupos encontrados foi identificado por nefanálise de imagens classificadas, comparadas com os canais VIS e IR.

Definido este marco de referência, qualquer par de imagens dos canais VIS e IR (janela atmosférica) poderá ser classificado com relação ao conjunto de centróides. A figura abaixo ilustra o resultado (a cor verde ou azul correspondem à situação de céu claro, sobre continente e sobre o mar, respectivamente).

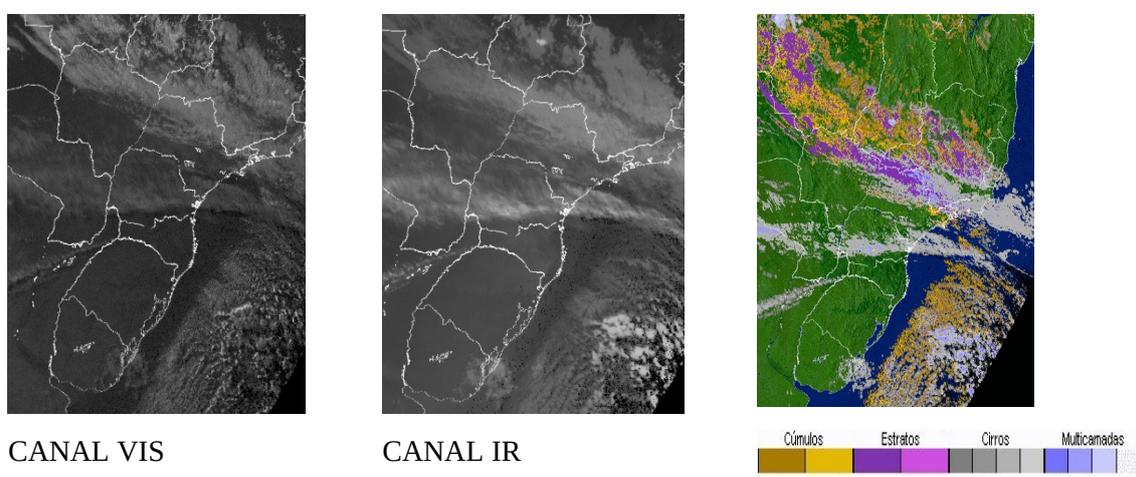


Figura 1. Imagens dos canais VIS e IR e resultado da classificação, reduzindo a 2 tipos de Cu, 2 tipos de St, 4 tipos de Ci e 4 de multicamadas (mais 1 de superfície: imagem de base).

Tabela 2. Valor médio e desvio padrão das componentes de vetores X_m

horário:	11:45	14:45	17:45			
1 - Refletância %	27.1	19.6	22.1	19.6	21.2	17.9
2 - T brilho K	276.5	16.9	282.9	17.9	282.0	19.3
3 - Textura TR	5.6	4.8	4.7	4.7	4.7	4.6
4 - Textura TT	1.5	1.6	1.3	1.7	1.6	1.9

É importante notar que, para o mesmo tipo de nuvem, a refletância e temperatura podem variar com a hora do dia. Assim, para fins de aplicação operacional foram construídos três esquemas de classificação: um para antes de hora 1300 UTC, outra para o intervalo 1300 a 1700, e uma terceira para instantes posteriores a 1700.

A Tabela 2 informa o valor médio $\langle x_m \rangle$ e desvio padrão s_m para cada variável (necessários para avaliar os vetores Y_n). Os centróides para cada faixa de horário estão descritos no Anexo 1.

4. Novas perspectivas introduzidas pelo sensor ABI - GOES 16.

A partir de 2018, os satélites da série GOES transportam o sensor ABI, com 16 canais. A Tabela 3 resume características do sensor.

Tabela 3. Características espectrais do sensor ABI

Banda ABI	centro (μm)	tipo	objetos superfície/atmosfera	resolução nadir km
1	0,47	VIS	azul (dispersão Rayleigh intensa)	1
2	0,64	VIS	vermelho	0,5
3	0,86	NIR	vegetação	1
4	1,37	NIR	cirrus	2
5	1,6	NIR	neve/gelo	1
6	2,2	NIR	tamanho partículas de nuvens	2
7	3,9	IR	janela ondas curtas (SW)	2
8	6,2	IR	vapor d'água (níveis superiores)	2
9	6,9	IR	vapor d'água (níveis médios)	2
10	7,3	IR	vapor d'água (níveis inferiores)	2
11	8,4	IR	fase em topo de nuvem	2
12	9,6	IR	ozônio	2
13	10,3	IR	janela infravermelho "limpa"	2
14	11,2	IR	janela infravermelho	2
15	12,3	IR	janela infravermelho "suja"	2
16	13,3	IR	CO ₂ onda longa	2

Referências úteis para detalhes de canais, operação e aplicações do GOES 16: Schmit et al. (2018); <https://www.goes-r.gov/spacesegment/ABI-tech-summary.html>; <https://www.goes-r.gov/mission/ABI-bands-quick-info.html>

4.1. Revisão do classificador operacional

O classificador baseado nas imagens do sensor Imager/GOES-8 foi ajustado para uso com imagens do sensor ABI/GOES-16. Apesar do sensor Imager possuir canais 1 e 4 semelhantes àqueles 2 e 13 do sensor ABI, estes apresentam resolução espacial maior: o canal centrado em torno de 0,6 μm tem resolução de 0,5 km (contra 1 km do Imager) e o canal centrado em torno de 11 μm tem resolução de 2 km (contra 4 km). Também, as funções resposta desses canais são ligeiramente diferentes e podem alterar os valores de reflectância e de temperatura de brilho usados na classificação. Portanto, é importante verificar quais são os impactos dessas diferenças ao utilizar um

classificador criado a partir do sensor Imager ou um criado utilizando dados do sensor ABI.

O classificador revisado utiliza os mesmos atributos escolhidos por Bottino e Ceballos (2015): canal visível (0,65 μm), canal infravermelho janela (10,3 μm) e texturas dos respectivos canais calculadas a partir de matriz 3 x 3 centrada no pixel em questão. Para treinamento do classificador, de um conjunto de treinamento de 120 imagens contendo 10 dias de cada mês do ano de 2019, escolhidos aleatoriamente, foram extraídas 50.000 (cinquenta mil) amostras aleatórias de cada imagem. Cada amostra consiste em um vetor de atributos composto pela posição geográfica da amostra (latitude e longitude), as os quatro atributos escolhidos por Bottino e Ceballos (2015). O método de agrupamento k-means foi utilizado e as sementes iniciais escolhidas foram os centroides utilizadas atualmente, os quais constam no Anexo 1. Esse procedimento foi realizado para cada um dos três horários atualmente em operação na DISSM/CGCT/INPE: 12:00, 15:00 e 18:00 UTC.

Para comparação entre os dois classificadores, o dia 03/03/2020 foi escolhido por não estar inserido no conjunto de treinamento. Imagens nos horários 12:00, 15:00 e 18:00 UTC foram classificadas utilizando os classificadores operacional e atualizado e os resultados foram inspecionados visualmente para identificar situações em que os classificadores divergissem em relação a cada classe. Em geral, as classificações obtidas por ambas as versões são visualmente similares.

Buscando verificar mais detalhadamente discrepâncias entre as classificações obtidas por cada versão do classificador de nuvens, uma comparação através de histogramas tridimensionais foi realizada. A Figura 2 apresenta os histogramas tridimensionais da distribuição das classes de nuvens definidas pelos classificadores operacional (GOES-8) e atualizado (GOES-16), considerando todas as 30 classes (esquerda) e agrupando as variações de um mesmo tipo de nuvem (direita). Nos histogramas são mostrados também os valores (em %) correspondentes à discordância entre os dois classificadores indicados por "n.c."(não concordam). Os valores localizados na diagonal principal representam as situações em que os dois classificadores (operacional e atualizado) indicaram a mesma classe, enquanto os pontos fora dessa diagonal representam os pontos onde houveram discordância entre os dois classificadores.

O classificador para 12:00 UTC apresenta maior discordância, com um total de 15,10% (considerando as subclasses agrupadas). Nesse horário, os tipos de alvos que mais apresentaram discordâncias foram a classe 2 do classificador operacional (GOES-8), correspondente à cu1 e a classe 1 do classificador atualizado (GOES-16), correspondente à sup.

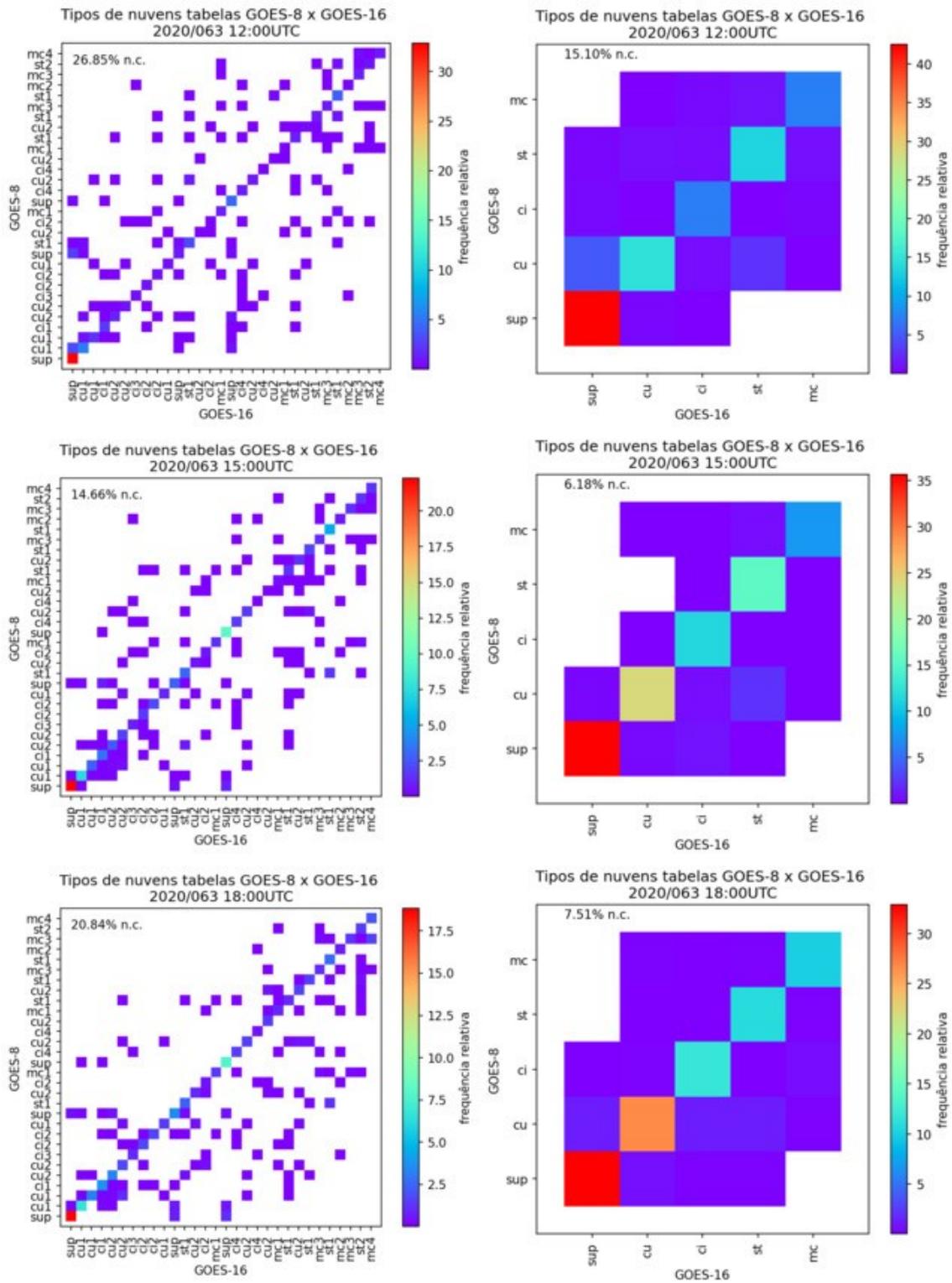


Figura 2. Comparação entre os classificadores treinados a partir de imagens GOES-8 e GOES-16, variação 4 bandas

No horário 15:00 UTC, a discordância entre os dois classificadores foi de 6,18%, a menor dentre os três horários. O tipo de alvo que mais apresentou discordância entre os dois classificadores é a classe 2 do classificador operacional (cu1) e a classe 12 do classificador atualizado (st1). E assim como na figura anterior, as outras diferenças entre as classes é próximo de 1. As classes que mais apresentaram discordância entre os dois classificadores foram a classe 2 (cu1) para o operacional e as classes 4 (ci1) e a 12 (st1) no atualizado.

No horário 18:00 UTC, a discordância entre os dois classificadores foi de 7,51%. Os tipos de alvos que mais apresentaram discordâncias entre os dois classificadores foram as classes 2 (cu1) do classificador operacional e a classe 4 (ci1), como também a classe 12 (st1) do classificador atualizado, sendo a primeira diferença mais sutil do que a segunda. E assim como nas figuras anteriores, as outras diferenças entre os dois classificadores ficam em torno de 1. Entre os classificadores, as classes mais discordantes foram a classe 2 (cu1) e a 4 (ci1) no operacional e a classe 2 (cu1), a 4 (ci1) e a 12 (st1) no atualizado.

4.2. Classificador novo – 12 bandas

O sensor ABI/GOES-16 possui diversas bandas além daquelas presentes nos radiômetros Imager anteriores. Foi investigado se o uso dessas bandas aprimoraria a classificação de nuvens.

A partir da análise por componentes principais (PCA) 12 variáveis foram escolhidas para uso no novo classificador, sendo elas: canais ABI centrados em 0,64; 1,37; 6,2; 8,4; 10,3; texturas nos canais 0,64; 6,2 e 10,3 μm e diferença entre os canais 6,2-10,3; 11,2-12,3; 11,2-3,9 e 12,3-3,9 μm .

O classificador foi gerado de forma análoga ao descrito no item 4.1 exceto pela quantidade de atributos, que agora foram 12. A definição do tipo de nuvem associado a cada centroide foi realizada por nefanálise.

Para verificação dos resultados, os tipos de nuvens definidos pelos três classificadores foram comparados a três parâmetros de nuvens estimados a partir de métodos desenvolvidos pela NOAA: a temperatura e a fase termodinâmica dos topos das nuvens e uma máscara de nuvens (URL: https://home.chpc.utah.edu/~u0553130/Brian_Blaylock/cgi-bin/goes16_download.cgi). Os resultados são apresentados na Figura 3 em que as cores azul, amarela e cinza indicam as estatísticas de cada um dos três classificadores. Uma boa coerência entre os diferentes produtos de nuvens e os classificadores é observada. Como esperado, nuvens (pixel) identificadas como cumulus estão associadas predominantemente com nuvens com topos mais quentes e formados por gotículas de água, apesar de também coincidirem em quantidade não desprezível com valores de topos muito frios e formados por cristais de gelo. Nuvens (pixel) classificados como cirrus também apresentam boa coerência com os produtos de topo de nuvens da NOAA, se associando a valores de temperatura em torno de 220 K e por nuvens formadas por cristais de gelo. A fração de casos em que esse tipo de nuvens coincide com nuvens formadas por gotículas de água e temperaturas mais quentes é

muito pequenas inferiores aqueles observados para nuvens cumulus. Nuvens do tipo multicamadas (cumulonimbus) apresentam as melhores coerências com os produtos NOAA, estão predominantemente associados à valores de temperatura abaixo de 240 K e por nuvens formadas por cristais de gelo.

Em relação à máscara de nuvens, os resultados indicam que o produto de classificação de tipos de nuvens pode ser usado como uma máscara de nuvens similar àquela produzida pela NOAA.

Esta avaliação indica que o uso de alguns dos canais novos presentes no sensor ABI/GOES-16 proporcionou um incremento na coerência entre a classificação de nuvens e os produtos operacionais de topo de nuvens desenvolvidos pela NOAA.

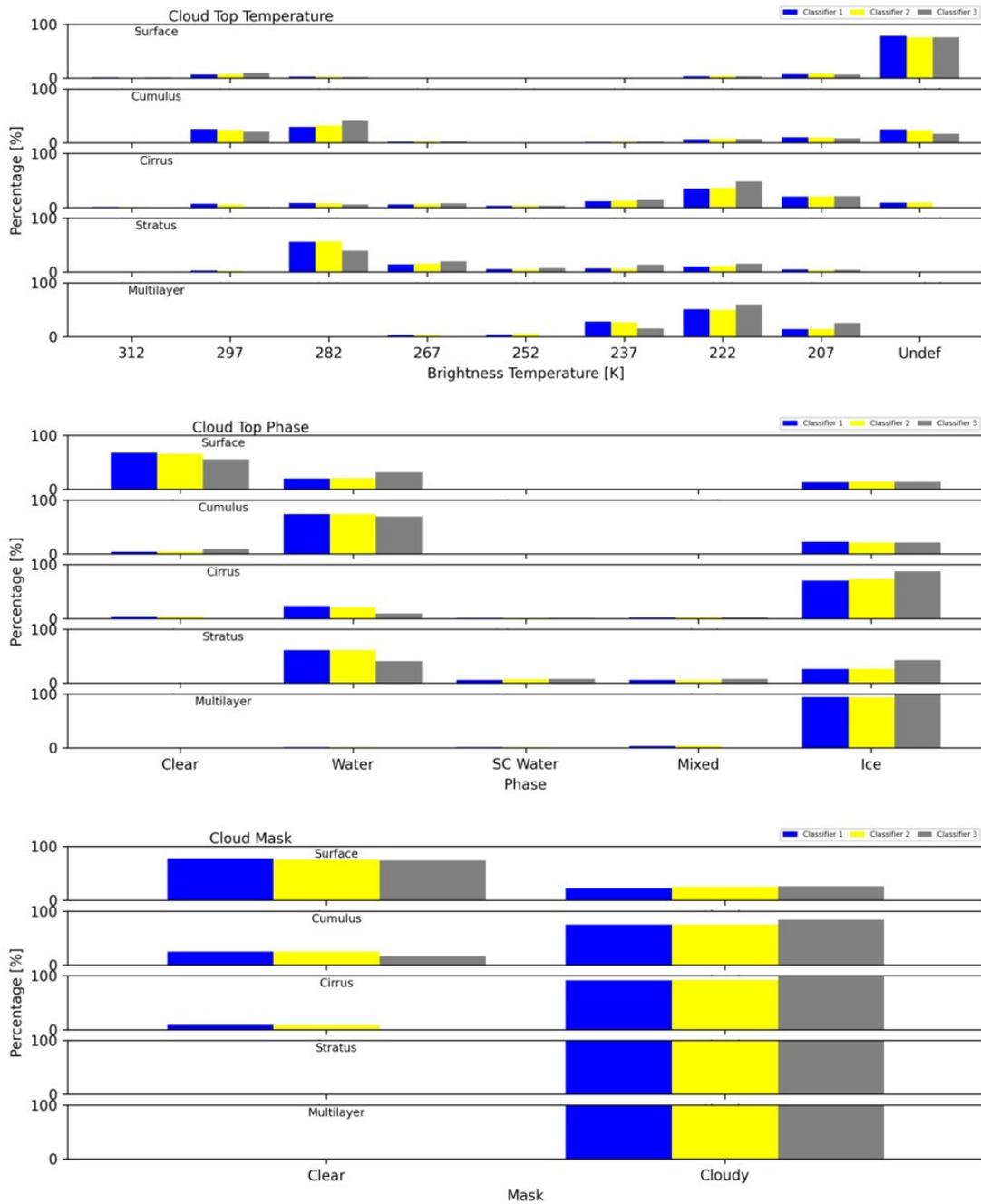


Figura 3: Coincidência entre tipos de nuvens definidas pelos classificadores de nuvens do INPE e os produtos de nuvens NOAA (temperatura do topo e fase termodinâmica dos topos e máscara de nuvens).

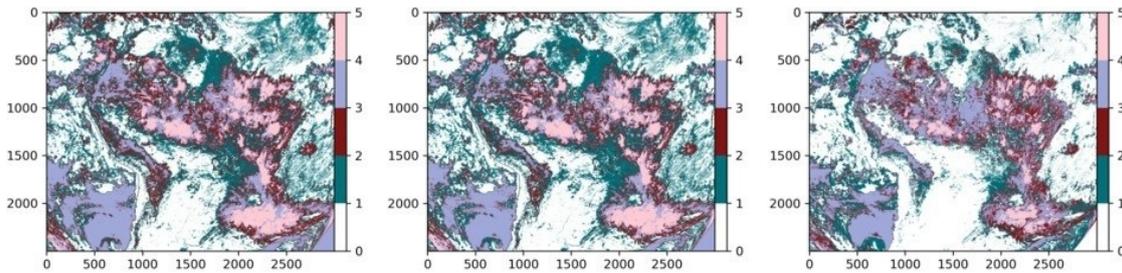


Figura 4: Imagem classificada por cada versão do classificador de nuvens, GOES-8, GOES-16_4p e GOES-16_12p.

5. Conclusões

O classificador atual (baseado baseado no Imager ou no ABI), com 4 variáveis, tem desempenho semelhante ao da NOAA, no que se refere a uso como máscara de nuvens. A precisão do classificador operacional pode ser levemente aumentada ao recalcular as tabelas de centróides a partir de imagens do próprio sensor atualmente em uso (ABI/GOES-16). Os melhores resultados, a partir da comparação com os produtos de nuvens fornecidos pela NOAA e também estimados a partir de imagens ABI/GOES-16, foram obtidos pelo classificador desenvolvido a partir de 12 atributos:

- refletância em 0,64 e 1,37 μm ;
- temperatura de brilho em 6,2; 8,4 e 10,3 μm ;
- texturas nos canais 0,64; 6,2 e 10,3 μm ;
- diferença entre as temperaturas de brilho dos canais 6,2 e 10,3 μm ; 11,2 e 12,3 μm ; 11,2 e 3,9 μm ; 12,3 e 3,9 μm .

Os resultados indicam que o classificador baseado em 12 atributos pode substituir o classificador atualmente em operação na CGCT/INPE.

Referências

- Becker, F., Z. Li. Towards a local split window methods over lands surfaces. *Journal of Remote Sensing*, 11(3): 369-393, 1990
- Bottino, M.J., J.C. Ceballos. Classification of scenes in multispectral GOES-8 imagery. In: XI Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Goiana, GO, 2004. [LINK](#)
- Bottino, M.J., J.C. Ceballos. Daytime cloud classification over South American region using multispectral GOES-8 imagery. *Intern. J. of Remote Sensing*, v. 36(1):1-19, 2015. DOI:10.1080/01431161.2014.978953
- Ellrod, G.P., V. Rao, Achutuni, J.M. Daniels, E.M. Prins, J.P. Nelson III*. An assessment of GOES-8 Imager data quality. *Bulletin of the Amer. Meteorological Society*, v. 79(17), 2509-2526, nov. 1998.
- Carvalho, G. G. Aprimoramento do método de classificação diurna de nuvens do CPTEC utilizando o sensor ABI/GOES-16. 2021. 113 p. IBI: <8JMKD3MGP3W34R/44RASEP>. (sid.inpe.-

br/mtc-m21c/2021/06.08.17.14-TDI). Dissertação (Mestrado em Meteorologia) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), São José dos Campos, 2021. Disponível em: <<http://urlib.net/ibi/8JMKD3MGP3W34R/44RASEP>>.

Hillger, D.W., G.P. Ellrod. Detection of Important Atmospheric and Surface Features by Employing Principal Component Image Transformation of GOES Imagery. *J. of App. Meteorology*, v.43:611-629, may 2003.

Schmit, T. J., S. S. Lindstrom, J. J. Gerth, M. M. Gunshor, 2018. Applications of the 16 spectral bands on the Advanced Baseline Imager (ABI) *J. Operational Meteor.*, 6 (4), 33-46.

Sèze, G., M. Desbois. Cloud cover analysis from satellite imagery using spatial and temporal characteristics of the data. *Journal of Climate and Applied Meteorology* v. 26, 287-303, 1987. DOI: 10.1175/1520-0450(1987)026<287:CCAFSI>2.0.CO;2.

TABELAS DE CENTRÓIDES PARA CLASSIFICAÇÃO

A última coluna indica a correspondência com um tipo de cena: sup= superfície, cu = cumuliformes (variedades 1, 2, 3), ci = cirrus (1 a 4), mc= multicamadas (1 a 4), st= estratiformes (variedades 1 e 2).

Horário 11:45

CLASSE	REFLET	Tbrilho	TexRef	TexTemp	TIPO
1	9.105	291.774	1.020	0.311	sup
2	14.458	289.482	3.946	0.513	cu1
3	14.985	286.634	8.328	1.067	cu1
4	14.675	281.159	3.889	3.045	ci1
5	21.319	278.151	5.997	1.772	cu2
6	19.145	278.687	9.288	3.081	cu2
7	25.098	267.554	9.686	8.040	ci3
8	17.499	277.869	6.404	5.138	ci2
9	31.440	267.076	4.394	1.251	ci3
10	18.831	279.480	14.413	1.928	cu2
11	17.962	273.380	2.976	0.875	sup
12	35.311	283.441	5.310	0.543	st1
13	37.670	272.829	24.203	2.604	cu2
14	36.410	271.027	13.922	4.305	cu2
15	45.761	252.636	4.262	1.586	mc1
16	10.756	286.982	2.287	1.524	sup
17	34.961	259.339	6.018	4.447	ci4
18	33.370	277.563	10.299	1.255	cu2
19	34.417	252.320	13.805	13.733	ci4
20	109.249	260.270	43.220	3.922	cu2
21	87.052	255.900	20.263	2.865	mc1
22	38.123	267.890	7.481	2.623	st2
23	52.312	273.640	14.660	1.630	cu2
24	50.382	272.048	8.259	0.892	st1
25	53.638	239.516	6.847	3.878	mc3
26	53.210	271.428	3.673	0.435	st1
27	59.521	248.511	13.898	7.581	mc2
28	58.524	232.317	3.720	1.354	mc3
29	70.331	256.577	9.777	2.007	st2
30	71.753	211.039	4.982	1.059	mc4

Horário 14:45

CLASSE	Ref	Tbrilho	TexRef	TexTemp	TIPO
1	6.26	294.77	0.67	0.24	sup
2	10.30	292.65	3.57	0.58	cu1
3	12.23	291.18	7.22	0.85	cu1
4	9.81	289.25	2.21	2.23	ci1
5	17.45	283.37	5.30	1.40	cu2
6	15.33	284.51	9.20	2.88	cu2
7	18.86	268.53	6.67	8.69	ci3
8	13.22	279.67	3.93	4.88	ci2
9	18.44	270.22	2.85	2.53	ci2
10	13.70	287.74	11.91	1.29	cu1
11	8.14	287.27	1.11	0.60	sup
12	34.68	280.42	4.92	0.54	st1
13	18.61	283.65	17.39	2.27	cu2
14	27.99	277.49	15.78	5.15	ci2
15	35.60	250.33	3.36	2.27	mc1
16	10.32	301.70	1.00	0.69	sup

17	31.85	255.93	5.34	5.17	ci4
18	31.54	284.86	9.89	0.95	cu2
19	34.25	254.07	13.55	14.28	ci4
20	63.77	269.87	26.79	4.28	cu2
21	70.36	254.79	12.22	3.02	mc1
22	36.72	272.89	9.14	2.48	st1
23	48.75	280.48	15.17	1.74	cu2
24	51.07	279.79	8.59	0.64	st1
25	54.75	235.05	5.47	3.99	mc3
26	54.63	279.31	3.63	0.30	st1
27	51.46	244.04	10.25	8.10	mc2
28	53.62	231.65	2.91	1.41	mc3
29	56.67	259.88	4.73	1.33	st2
30	74.70	217.51	3.73	1.20	mc4

Horário 17:45

CLASSE	Ref	Tbrilho	TexRef	TexTemp	TIPO
1	5.84	293.51	0.73	0.28	sup
2	9.76	293.12	4.34	0.80	cu1
3	10.70	290.57	8.28	1.34	cu1
4	10.53	289.17	2.81	2.70	ci1
5	21.99	284.89	5.69	0.91	cu2
6	15.44	287.50	10.12	3.60	cu1
7	18.40	268.52	6.54	9.74	ci3
8	13.24	279.39	3.88	5.60	ci2
9	18.39	268.05	2.76	2.79	ci3
10	13.09	288.57	13.31	1.62	cu1
11	10.24	286.51	1.62	0.89	sup
12	35.28	276.58	3.89	0.58	st1
13	16.84	287.80	18.35	3.08	cu1
14	22.32	284.60	17.19	6.64	cu2
15	35.84	248.90	3.21	2.38	mc2
16	12.02	302.42	1.25	0.72	sup
17	29.74	252.84	5.01	5.80	ci4
18	28.87	284.71	10.19	1.12	cu2
19	30.85	259.16	14.00	15.80	ci4
20	61.21	278.32	20.29	3.94	cu2
21	46.38	270.94	12.35	4.85	mc1
22	31.80	273.03	7.72	2.76	st1
23	44.86	282.18	14.36	1.82	cu2
24	44.08	280.58	8.13	0.59	st1
25	54.81	236.20	5.17	4.21	mc3
26	53.48	274.13	3.44	0.53	st1
27	51.71	245.16	10.39	9.32	mc2
28	49.59	233.41	2.34	1.32	mc3
29	59.75	261.85	7.66	1.83	st2
30	68.24	219.31	2.45	1.21	mc4