

Revista Brasileira de Cartografia (2017), N° 69/2: 241-251
Sociedade Brasileira de Cartografia, Geodésia, Fotogrametria e Sensoriamento Remoto
ISSN: 1808-0936

MODELO AUTOMÁTICO DE NORMALIZAÇÃO RADIOMÉTRICA DE SÉRIE MULTITEMPORAL LANDSAT-5 USANDO PONTOS PSEUDOINVARIANTES (PIF)

*Automatic Model for Radiometric Normalization of Landsat-5 Time set using
Pseudo-Invariant Features (PIF)*

**Pedro José Farias Fernandes¹, Raúl Sanchez Vicens¹
& Luiz Felipe de Almeida Furtado²**

**¹ Universidade Federal Fluminense – UFF
Laboratório de Geografia Física**

Av. Gen. Milton Tavares de Souza s/n - Instituto de Geociências - Niterói – RJ, Brasil
pj_fernandes@id.uff.br, rvicens@gmail.com

² Universidade Federal do Rio de Janeiro – UFRJ

Laboratório ESPAÇO de Sensoriamento Remoto e Estudos Ambientais

Rua Athos da Silveira Ramos, n. 274, Bloco I, CEP: 21941-916 Cidade Universitária Rio de Janeiro – RJ, Brasil
furtadosere@gmail.com

*Recebido em 15 de Novembro, 2015/ Aceito em 8 de Dezembro, 2016
Received on November 15, 2015/ Accepted on December 8, 2016*

RESUMO

O objetivo deste trabalho é desenvolver um código em linguagem *R* para a normalização radiométrica automática de série temporal *Landsat 5* a partir de *PIF* (*pseudo invariant features*) coletados manualmente. Especificamente, busca-se analisar os erros de procedimentos de normalização radiométrica a partir do uso da função em linguagem *R* desenvolvida, e verificar a eficácia dos modelos de regressão utilizados para cada banda. Foram utilizadas 11 imagens *TM/Landsat 5*, dos anos de 1984 até 2011, todas as bandas com exceção da banda 6 termal, normalizadas radiometricamente com base na imagem de 2011 em reflectância de superfície corrigida pelo método *Dark Object Subtraction (DOS)* (com exceção das bandas 5 e 7, que foram convertidas para reflectância aparente). Foram coletados 122 pontos *PIF* em toda a série temporal, correspondendo às classes água, antrópico, floresta e sombra. Para realizar a normalização radiométrica, foi utilizado um modelo de regressão ordinária de mínimos quadrados, entre a imagem a ser normalizada e a imagem referência (2011), banda por banda. Primeiramente, foi analisado o desempenho da normalização para três experimentos, (todos para o ano de 1991), visando avaliar a necessidade de correções absolutas, prévias à normalização radiométrica. Foram comparados os *RMSE* da normalização sem correção absoluta prévia, da normalização com a imagem em reflectância aparente, sem correção atmosférica, e da normalização com a imagem em reflectância corrigida atmosféricamente. Os *RMSE* não apresentaram diferenças significativas, por isso, as normalizações posteriores foram feitas com a imagem em nível de cinza (NC). Os valores de r^2 foram altos (a maioria acima de 0,9), e os coeficientes das equações dos modelos de regressão gerados pela imagem pós-normalização com a imagem referência indicaram que o valor estimado foi muito próximo ao valor de referência. Os *RMSE* por banda foram considerados baixos (apenas banda 4 pouco maior que 0,03). Os *RMSE* calculados por ano também foram considerados baixos (apenas ano de 1986 com *RMSE* calculado por *PIF* de avaliação pouco maior que 0,03), o que mostrou a eficácia do método para colocar a série temporal em escala de valores comum à imagem de referência.

Palavras-chave: Normalização Radiométrica, Linguagem *R*, Detecção de Mudanças.

ABSTRACT

This research aims to develop an R language function for automatic radiometric normalization of TM/Landsat 5 imagery using manually collected pseudo-invariant features (PIF). Specifically, this work aims to analyze the errors of radiometric normalization procedures from the use of the function developed in R, and to verify the effectiveness of regression models used for each band. Using 11 TM/Landsat 5 images, since years 1984 until 2011, all bands, except the thermal band, were radiometrically normalized based on the atmospherically corrected reflectance image from 2011 by the Dark Object Subtraction method (DOS) (except for bands 5 and 7, which were converted to apparent reflectance). 122 PIF points were collected, which include the following classes: water, anthropic, forest and shadow. To perform the radiometric normalization, a regression model between the image to be normalized and the reference image (2011) were generated, using multispectral bands. Thus, estimated values (in reflectance) were obtained using the reference image. First, errors (RMSE) were calculated in relation to the reference image, for each band for three radiometric normalization experiments (all for 1991 image) to verify the necessity of using radiometric corrections previously absolute radiometric normalization. From the experiments, the way to normalize which offered the best cost/benefit, were chosen for radiometric normalization of time series aiming error analysis by band and by year. The RMSE for the experiments (comparing the necessity to apply corrections before radiometric normalization) for 1991 image normalization were not statistically different, so the subsequent normalizations were done with the image to be normalized in digital number (ND). The r^2 values were high (most above 0.9), and the equations of the regression models generated between the post-normalization image with the reference image indicate that the estimated value is very close to the reference value. The RMSE per band were considered low (only 4 band slightly higher than 0.03). The RMSE calculated per year were also considered low (only 1986 image with RMSE calculated using evaluation PIF slightly higher than 0,03), which shows the effectiveness of the method to put the time serie on a common scale.

Keywords: Radiometric Normalization, R Language, Change Detection.

1. INTRODUÇÃO

Sensores que operam em baixa e média resolução espacial fornecem um conjunto de imagens sucessivas de uma mesma área, sendo possível constituir séries temporais de imagens. Essa possibilidade sinóptica permite entender as trajetórias evolutivas da superfície terrestre (BONTEMPS *et al.*, 2008) e as mudanças de uso e cobertura da terra. Portanto, há um leque importante de dados para várias aplicações como quantificação e identificação de desmatamento, de urbanização, de monitoramento de desastres e planejamento ambiental (HUSSAIN *et al.*, 2013).

Importantes fontes de dados multitemporais são as séries de imagens dos satélites *Landsat*, com as seguintes vantagens: mais de 30 anos de imageamento (desde 1972), resolução espacial de 30 m adequada para a escala de gerenciamento dos sistemas terrestres, bandas espectrais nas principais porções do espectro solar e imagens mais acessíveis, por serem gratuitas e por haver recursos computacionais atuais capazes de processar grande volume de dados (COHEN & GOWARD, 2004).

Dentro dessa perspectiva, há as técnicas de detecção de mudanças para dados multitemporais de sensores remotos (LU *et al.*, 2004). De acordo com Singh (1989), a detecção de mudanças é definida como a identificação de diferenças no estado de um objeto ou fenômeno em momentos diferentes no tempo. Tais técnicas são divididas em dois grupos: (1) comparação de classificações independentes para cada data, e (2) análise simultânea de imagens multitemporais baseada em mudanças radiométricas (CHEN *et al.*, 2012; LU *et al.*, 2004; SINGH, 1989). No caso do grupo (2), muitas vezes, é necessário aplicar rigorosos pré-processamentos para minimizar variações entre as imagens, como correções radiométricas (conversões para valores físicos e correção atmosférica), correção geométrica (HUSSAIN *et al.*, 2004), registro com precisão de sub-pixel (JIANYA *et al.*, 2008) e normalização radiométrica (PONZONI & SHIMABUKURO, 2009).

As correções radiométricas minimizam erros causados pela atmosfera, ângulo solar e geometria de visada (CHEN *et al.*, 2005). Entretanto, tais correções, muitas vezes, não

são suficientes para a detecção de mudanças, por causa da geometria de aquisição, que não é totalmente corrigida, e por causa de variações não lineares relativas à calibração dos sensores (PONZONI & SHIMABUKURO, 2009). Por isso, quando tais efeitos não são totalmente eliminados, faz-se necessária a aplicação da normalização radiométrica, principalmente para fins de detecção de mudanças, em que a variação no tempo das características espectrais dos alvos não é necessária (CHEN *et al.*, 2005; CANTY *et al.*, 2004).

A normalização radiométrica ajusta as propriedades radiométricas de uma imagem para corresponder com as de uma imagem de referência, por um modelo de regressão por mínimos quadrados, a partir de pontos pseudoinvariantes (*PIF*) (HALL *et al.*, 1991), colocando as duas imagens em uma escala comum sem o uso de parâmetros extras (CHEN *et al.*, 2005). O ajuste entre a imagem de referência e as imagens a serem normalizadas segue dois critérios: a seleção manual de feições pseudoinvariantes (*Pseudo-invariant Features – PIF*) (Schott *et al.*, 1988) ou a ordenação estatística através de detecção multivariada de alterações (*Multivariate Alteration Detection – MAD*) (NIELSEN *et al.*, 1998; CANTY *et al.*, 2004). Ainda, a seleção de *PIF* pode ser feita através de análise de principais componentes (DU *et al.*, 2002), ou a partir de transformações *tasseled cap* (HALL *et al.*, 1991)

Os *PIF* podem ser coletados visualmente ou obtidos por métodos automáticos. O método de normalização automática proposto por Canty *et al.* (2004), utiliza *pixels* invariantes obtidos através da técnica de detecção multivariada de alterações (*MAD*) desenvolvida por Nielsen *et al.* (1998, 2002). Schroeder *et al.* (2006) compararam normalização gerada a partir de *PIF* coletados visualmente com a normalização automática utilizando *MAD*, e concluíram que o primeiro apresentou desempenho ligeiramente superior ao segundo, entretanto, o segundo apresentou menor consumo de tempo, pois a seleção dos *PIF* foi automática. Já, Canty *et al.* (2004) consideraram o método automático superior à coleta manual dos *PIF*. Porém, vale lembrar que a coleta manual permite melhor controle sobre a diversidade das amostras.

Há trabalhos que consideram eficaz a normalização radiométrica a partir de modelo linear de regressão ordinária de mínimos quadrados, como os de Weckmüller (2014), Cronemberger (2014), Davranche *et al.* (2009) e Eckhardt *et al.* (1990). Canty *et al.* (2004) verificaram que o modelo de regressão ordinária apresentou maior *RMSE* comparado ao modelo de regressão ortogonal, entretanto, as diferenças foram muito pequenas. Ainda, a regressão por mínimos quadrados é de fácil implementação e está presente em todos os pacotes estatísticos.

No contexto do uso de análises de bases de dados, o ambiente *R* vem se tornando cada vez mais popular, principalmente por ser gratuito, constituindo importante ferramenta na análise e na manipulação de dados (PETERNELLI & MELLO, 2012). A linguagem *R*, criada em 1996, é orientada a objetos, e permite a automatização da manipulação de dados, cálculos, construção de gráficos, entre outras aplicações (PETERNELLI & MELLO, 2012). O *R* também conta com inúmeros pacotes que são conjuntos de funções que o usuário pode utilizar. Há pacotes que permitem a manipulação de dados de *SIG* (vetores e matrizes), como o pacote *raster*, utilizado neste trabalho (<https://cran.r-project.org/web/packages/raster/raster.pdf>). Este último pacote contém alguns comandos que viabilizam operações típicas de *SIG* dentro do ambiente *R*.

O objetivo deste trabalho é desenvolver um código em linguagem *R* para a normalização radiométrica de série temporal *TM/Landsat 5* a partir de *PIF* coletados manualmente, para agilizar este pré-processamento para uma posterior detecção de mudanças. Especificamente, busca-se analisar os erros de procedimentos de normalização radiométrica a partir do uso da função em linguagem *R* desenvolvida, e verificar a eficácia dos modelos de regressão utilizados para cada banda.

2. MATERIAS E MÉTODOS

Neste item, são apresentados os dados de sensoriamento remoto (assim como suas fontes), os programas computacionais e os métodos utilizados para a execução do presente trabalho.

2.1 Materiais

Foram utilizadas 11 cenas *TM/Landsat 5*, órbita/ponto 217-76 (Figura 1), dos anos de 1984

até 2011 (quando possível, tentou-se adquirir imagens da mesma época para minimizar a influência da geometria de aquisição de dados e da fenologia vegetal (referentes aos fenômenos periódicos que ocorrem na vegetação). Isto dependeu da disponibilidade e da cobertura de nuvens e da possibilidade de coletar *PIF* representativos) (Tabela 1). As imagens do sensor *TM/Landsat 5* possuem resolução espacial de 30 metros, resolução temporal de 16 dias, e

resolução radiométrica de 8 bits. Entretanto, após o ano de 2011, não há mais imagens disponíveis.

Foi feito *download* de todas as bandas, (a banda 6 termal não foi utilizada), no catálogo *EarthExplorer* do serviço geológico americano (*USGS* - <http://earthexplorer.usgs.gov/>), disponíveis no nível máximo de ortorretificação (*Level 1 Product Generation System*). Adotou-se como referência para normalização, a imagem de 2011.

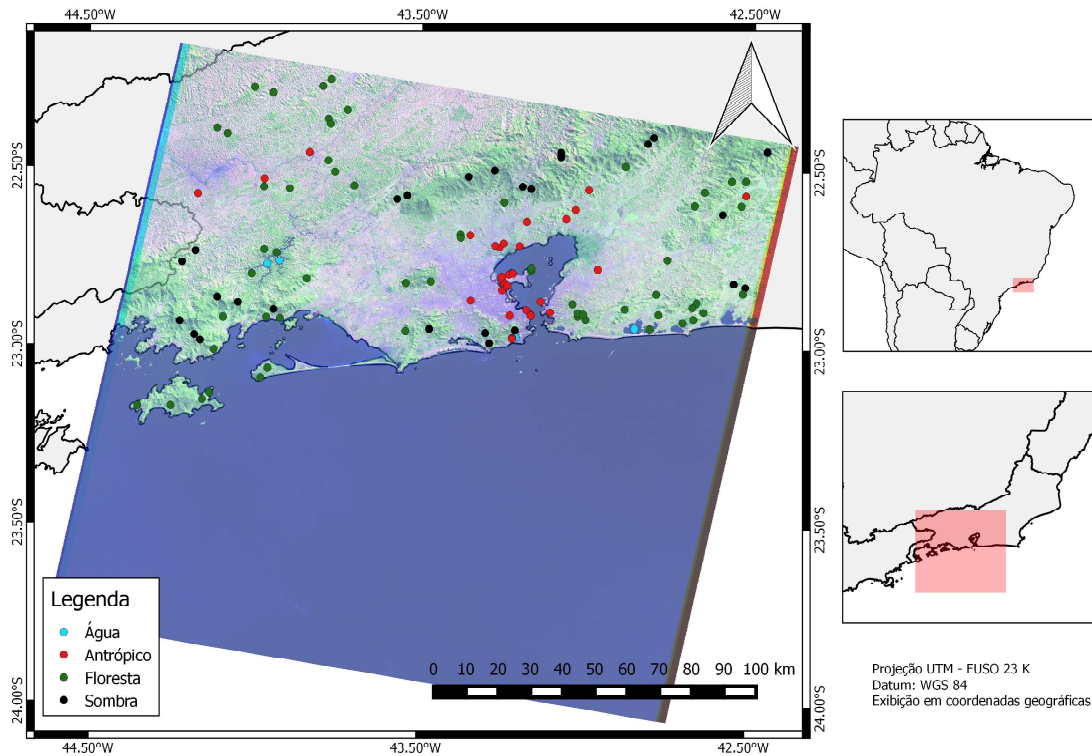


Fig. 1 – Cena TM 217-76 de 1991, e os *PIF* coletados para a normalização (conjunto escuro: água, floresta e sombra; conjunto claro: antrópico). Composição *RGB* 543.

Tabela 1: Datas utilizadas da cena 217-76

Datas
30/05/1984
17/03/1986
11/08/1987
06/08/1991
01/10/1994
26/05/2000
01/08/2001
23/08/2003
28/08/2005
31/08/2006
26/08/2010
13/08/2011

2.2 Correção atmosférica

A imagem referência (2011) foi transformada em reflectância de superfície, por banda, a partir do método *Dark Object Subtraction* (DOS) de Chavez (1988) implementado em planilha eletrônica por Gürtler *et al.* (2005). A correção não foi aplicada nas bandas 5 e 7, pois o método supercorrige as imagens em tais faixas espectrais (infravermelho médio), uma vez que esses comprimentos de onda sofrem pouca ação do espalhamento (menos de 0,5% segundo estimativa da planilha de Gürtler *et al.* (2005)), então, para essas bandas, utilizou-se imagens em reflectância no topo da atmosfera.

Algumas críticas a esse modelo de correção absoluta, mencionam o fato de considerar o espalhamento constante para a imagem inteira, e não considerar a absorção atmosférica (PONZONI & SHIMABUKURO, 2009). Porém, o uso de modelos fundamentados na transferência radiativa para a correção atmosférica precisam de parâmetros obtidos no momento de aquisição das imagens que não se encontram disponíveis, e o uso de parâmetros atmosféricos sem dados de campo pode inserir erro nas imagens (JESUS & EPIPHANIO, 2009). Também, para o caso da detecção de mudanças, o importante é que a radiometria esteja em uma escala relativa (DEL CASTILLO, 2011).

2.3 Seleção dos PIF

Foram coletados 122 PIF usando interpretação visual (Figura 1), distribuídos na imagem para as classes: água (limpa e longe de plumas de sedimentos), antrópico (áreas urbanas, encontro de estradas e pistas de aeroportos), floresta e sombra (Tabela 2). Essas classes são sugeridas pela bibliografia e estão de acordo com ela para formar um conjunto de pixels claros e outro de escuros (PONZONI & SHIMABUKURO, 2009; DAVRANCHE *et al.*, 2009; SCHROEDER *et al.*, 2006; CANTY *et al.*, 2004; HALL *et al.*, 1991).

Resultados prévios mostraram maior erro para a utilização de PIF em feições arenosas como dunas e bermas de praia (MALUF *et al.*, 2015), por isso não foram utilizadas nos experimentos deste trabalho. De acordo com Davranche *et al.* (2009), o número de PIF utilizado em normalizações radiométricas pode variar de poucas dezenas até centenas. Esses autores utilizaram 86 amostras, enquanto que Schroeder *et al.* (2006) usaram 63. Além dos PIF utilizados na normalização, outros 50 foram coletados para avaliação do desempenho do método implementado.

Tabela 2: PIF coletados entre 1984 e 2011

Feição	Nº de pixels	Brilho
Água	4	Escuro
Antrópico	34	Claro
Floresta	58	Escuro
Sombra	26	Escuro

2.4 Experimentos de normalização radiométrica

Para realizar a normalização radiométrica foi gerado um modelo de regressão ordinária por mínimos quadrados entre a imagem a ser normalizada e a imagem referência (2011), banda por banda. Assim, estimaram-se valores de reflectância a partir dos parâmetros do modelo, que corresponderiam às mesmas condições de aquisição na data de referência (ECKHARDT *et al.*, 1990). Todas as normalizações foram feitas utilizando um script desenvolvido em linguagem R.

Inicialmente, com o objetivo de verificar a necessidade de se converter as imagens que serão normalizadas previamente para valores de reflectância, o modelo foi testado para três condições prévias da imagem a ser normalizada: em nível de cinza (NC), em valores de reflectância no topo da atmosfera (sem correção atmosférica) e em valores de reflectância com correção radiométrica absoluta. Para realização dos testes foi escolhida a imagem de 1991, por possuir aparência limpa e sem nuvens. As imagens normalizadas nos três experimentos foram amostradas utilizando os 50 PIF de avaliação e tiveram suas variâncias comparadas através de um teste de hipótese de diferenças significativas entre elas

O teste de *Bartlett* indicou homogeneidade de variâncias para os três experimentos, por banda (sem diferenças significativas entre os experimentos, com valor de $p=1$). Diante destes resultados, decidiu-se normalizar todas as imagens a partir de valores de níveis de cinza (NC), com apenas a imagem de referência em valores de reflectância corrigida atmosféricamente. Desta forma, não é necessário aplicar correções radiométricas absolutas (correção atmosférica) na imagem que será normalizada, a qual será ainda colocada na mesma escala relativa da imagem referência, o que é suficiente para a detecção de mudanças (SCHROEDER *et al.*, 2006; SONG *et al.*, 2001).

Adotando o experimento com melhor custo/benefício (com imagem a ser normalizada em NC), primeiramente, a análise do desempenho foi feita com base na mudança dos parâmetros da regressão ordinária, antes e após normalização, e da análise dos erros (RMSE) entre as imagens normalizadas do ano de 1991 e de referência

(2011). Em um segundo momento, toda a série temporal foi normalizada radiometricamente, em que as médias de *RMSE* foram analisadas para cada banda espectral (excetuando a banda 6 do infravermelho termal, que não foi normalizado) e para cada ano da série temporal.

3. RESULTADOS

Aqui são apresentados a função de normalização programa em linguagem *R*, a análise dos resultados de normalização radiométrica da imagem de 1991, e dos erros (*RMSE*) por banda e por ano.

3.1 Função em linguagem *R*

A Figura 2 apresenta parte do *script* da função *norm()* desenvolvida na linguagem *R* para executar os procedimentos de normalização radiométrica. Primeiramente, devem ser colocados num diretório as bandas da imagem de referência (com correção atmosférica) no formato *TIF*, o arquivo de *PIF* em formato *shapefile* e todas as bandas da imagem a ser normalizada, no mesmo formato com que são descarregadas do catálogo do *USGS* (*TAR*). Os nomes dos arquivos das bandas de referência devem seguir um padrão para que o código possa reconhecer: eles devem indicar qual banda vai ser

corrigida, e conter um *C* que indica a referência. Os nomes independem do tipo de texto, podendo estar em minúsculas ou maiúsculas (Exemplo: B1xxx.tif, b3C.tif, b4xxxxC.tif, etc.). No *script* são utilizadas as funções *raster()* e *shapefile()* (disponíveis no pacote *raster*) para indicação das imagens e do vetor de *PIF*, respectivamente, de entrada.

Os dados de entrada são salvos nos objetos criados pela própria função *norm()*, e utilizados nos cálculos das normalizações das imagens, que fazem uso da função *lm()*, disponível no *R*, e da função *extract()*, do pacote *raster* para a extração dos valores dos *pixels* a partir de um vetor, para a construção dos modelos lineares de regressão ordinária. Após, as imagens são unidas em um único objeto pelo comando *stack()*, e salvas pelo comando *writeRaster()* no formato *.TIF*, ambos do pacote *raster*.

Os comandos para a criação gráficos de dispersão (como os da Figura 3), não mostrados na Figura 2, são criados basicamente pelas funções *plot()*, *abline()* e *legend()* disponíveis no próprio *R*. Os comandos para a criação das tabelas no formato *.XLS* (também não mostrados na Figura 2) com os valores dos *pixels* e *RMSE* da normalização são executados por *write.table()*.

```
norm<-function(directory=getwd()){
#CARREGAR OS PACOTES RASTER, SE NÃO ESTIVER INSTALADO, IR NO MENU PACOTES>INSTALAR PACOTES
library("raster")

#DEFINIR O DIRETORIO DAS IMAGENS E COM OS PONTOS
setwd(directory)

#EXTRAINDO AS IMAGENS NO ARQUIVO COMPACTADO DO USGS
dir.create("IMAGENS_BRUTAS")
untar(dir(directory,pattern="tar"),exdir="IMAGENS_BRUTAS")

#DEFININDO OS OBJETOS COMAS IMAGENS NORMALIZADAS E COM OS PONTOS
#IMAGENS A SER NORMALIZADAS
imagem_a_ser_normalizada1<-raster(dir(paste(directory,"IMAGENS_BRUTAS",sep=""),pattern="B1.TIF",full.names=T))
...
imagem_a_ser_normalizada7<-raster(dir(paste(directory,"IMAGENS_BRUTAS",sep=""),pattern="B7.TIF",full.names=T))

#IMAGENS REFERÊNCIA
imagem_ref1<-raster(dir(directory,pattern="B1.*?C.*?.tif",ignore.case=T))
...
imagem_ref7<-raster(dir(directory,pattern="B7.*?C.*?.tif",ignore.case=T))

#PONTOS INVARIANTES NO FORMATO SHAPEFILE
pontos<-shapefile(dir(directory,pattern="shp",ignore.case=T)[1])

#NORMALIZAÇÕES BANDA POR BANDA A PARTIR DE MODELO DE REGRESSÃO LINEAR SIMPLS, DADA PELA FUNÇÃO lm()
NOR
imagem_normalizada1 = ((lm(extract(imagem_ref1, pontos) ~ extract(imagem_a_ser_normalizada1, pontos))
Scoefficients[2])*imagem_a_ser_normalizada1)+((lm(extract(imagem_ref1, pontos) ~ extract(imagem_a_ser_normalizada1, pontos))
Scoefficients[1]))
...
imagem_normalizada7 = ((lm(extract(imagem_ref7, pontos) ~ extract(imagem_a_ser_normalizada7, pontos))
Scoefficients[2])*imagem_a_ser_normalizada7)+((lm(extract(imagem_ref7, pontos) ~ extract(imagem_a_ser_normalizada7, pontos))
Scoefficients[1]))

#SALVAR A IMAGEM NORMALIZADA NO FORMATO TIFF
normalizada<-stack(imagem_normalizada1, ..., imagem_normalizada7)
writeRaster(imagem_normalizada, "imagem_normalizada", format="GTiff")
}
```

Fig. 2 - Parte do código em *R* utilizado na normalização de imagens.

A normalização através de regressão ordinária de mínimos quadrados é feita através da função *norm()* aqui desenvolvida. Para o *script*, o usuário, após carregar a função no *R*, deve digitar o comando no *console*: *norm("DIRETÓRIO")*, exemplo: *norm("C:/dados")*. Caso o usuário tenha definido o diretório de trabalho já no próprio *R*, basta digitar *norm()*. Assim, como resultado, a função *norm()* retorna um arquivo na estrutura *layer stacking* com as bandas normalizadas; um arquivo com os gráficos de dispersão no formato *BMP*, equações e coeficientes de determinação (Figura 3); e tabelas no formato *XLS* (uma para cada banda) com colunas preenchidas a partir dos valores extraídos a partir dos PIF da imagem de referência, e da imagem antes e depois da normalização, mais o erro *RMSE* (*Root Mean Square Error*). A função está disponível para *download* em <http://www.lagef.uff.br/norm.R>. Para carregar, basta colar a função diretamente no *console* do *R* ou ir em Arquivo>Interpretar código fonte *R*.

3.2 Análise da normalização radiométrica da imagem de 1991

As Tabelas 3 e 4 mostram os resultados dos testes *t* e *F*, respectivamente, as médias e variâncias antes e depois da normalização a partir dos valores extraídos dos PIF de avaliação.

Os valores *p* para todas as bandas foram altos, indicando que não há evidências de diferenças entre médias e variâncias antes e depois da normalização ($\alpha=0,05$). Tais resultados são semelhantes com os de Cauty *et al.* (2004), em que os autores aplicam normalização radiométrica, a partir de regressões ordinária e ortogonal, utilizando PIF coletados manualmente, com exceção da banda 1, em que os autores encontraram

valor *p* menor que 5% (teste *t* pareado). Estes autores só acham valores *p* maiores que 5% para todas as bandas para as normalizações com PIF coletados por método automático (tanto com regressão ordinária quanto com ortogonal), e consideram esse fato como um resultado superior, pois as médias das imagens não se modificam após a normalização para todas as bandas.

Os resultados aqui apresentados (Tabelas 3 e 4) mostram que PIF coletados manualmente e com qualidade também permitem conseguir normalizações eficazes, além de manter maior controle sobre a diversidade das amostras. O menor valor *p* do teste *t* pareado e o que se diferenciou dos outros valores para as demais bandas foi encontrado para a banda 2 ($p=0,066$), logo as médias antes e depois foram as que mais se diferenciaram, indicando resultado com desempenho inferior. Já para o teste *F*, todos os valores *p* foram altos, com o menor valor de *p* para a banda 5 ($p=0,669$).

Os gráficos para o ano de 1991 (Figura 3) mostram bom grau de ajuste à reta. Todos os valores dos coeficientes de determinação estão acima de 0,94. Além disso, as equações do modelo de regressão gerado a partir dos valores normalizados com os valores de referência (na Figura 3, ver gráficos depois da normalização e Tabela 5) indicam bons resultados, pois o coeficiente angular foi igual a 1 (todas as bandas), e os interceptos todos próximos de 0, ou seja, os valores estimados *y* são muito próximos de *x*.

Os maiores erros encontrados foram para as bandas do infravermelho, em especial para a banda 4 com valor de 0,026. Entretanto, os valores de *RMSE* são baixos, o que indica normalização eficaz (a discussão sobre os *RMSE* por banda será vista no próximo item).

Tabela 3: Resultados do teste t pareado entre referência (2011) e imagem normalizada (1991)

	Banda 1	Banda 2	Banda 3	Banda 4	Banda 5	Banda 7
Referência (2011)	0,054	0,056	0,048	0,249	0,155	0,089
Normalizada (1991)	0,055	0,058	0,049	0,251	0,157	0,09
Diferença	-0,001	-0,002	-0,001	-0,002	-0,002	-0,001
<i>t</i>	-1,59	-1,88	-1,19	-0,41	-0,78	-0,44
<i>p</i>	0,19	0,066	0,236	0,680	0,437	0,664

Tabela 4: Resultados do teste F entre referência (2011) e imagem normalizada (1991)

	Banda 1	Banda 2	Banda 3	Banda 4	Banda 5	Banda 7
Referência (2011)	0,001	0,002	0,004	0,019	0,011	0,01
Normalizada (1991)	0,001	0,002	0,004	0,018	0,012	0,01
<i>F</i>	0,964	0,915	0,976	1,05	0,884	0,938
<i>p</i>	0,899	0,758	0,931	0,86	0,669	0,824

Tabela 5: Coeficientes das equações de normalização e RMSE para as bandas da imagem de 1991

Bandas	Coeficiente angular β_1 (antes da normalização)	Coeficiente angular β_1 (depois da normalização)	Intercepto β_0 (antes da normalização)	Intercepto β_0 (depois da normalização)	RMSE
1	0,0021	1	-0,084	-2,7e-16	0,005
2	0,0046	1	-0,066	-1,1e-16	0,009
3	0,004	1	-0,051	-7e-17	0,007
4	0,0069	1	-0,083	4e-17	0,026
5	0,0038	1	-0,018	6e-17	0,019
7	0,0052	1	-0,018	-1,6e-16	0,019

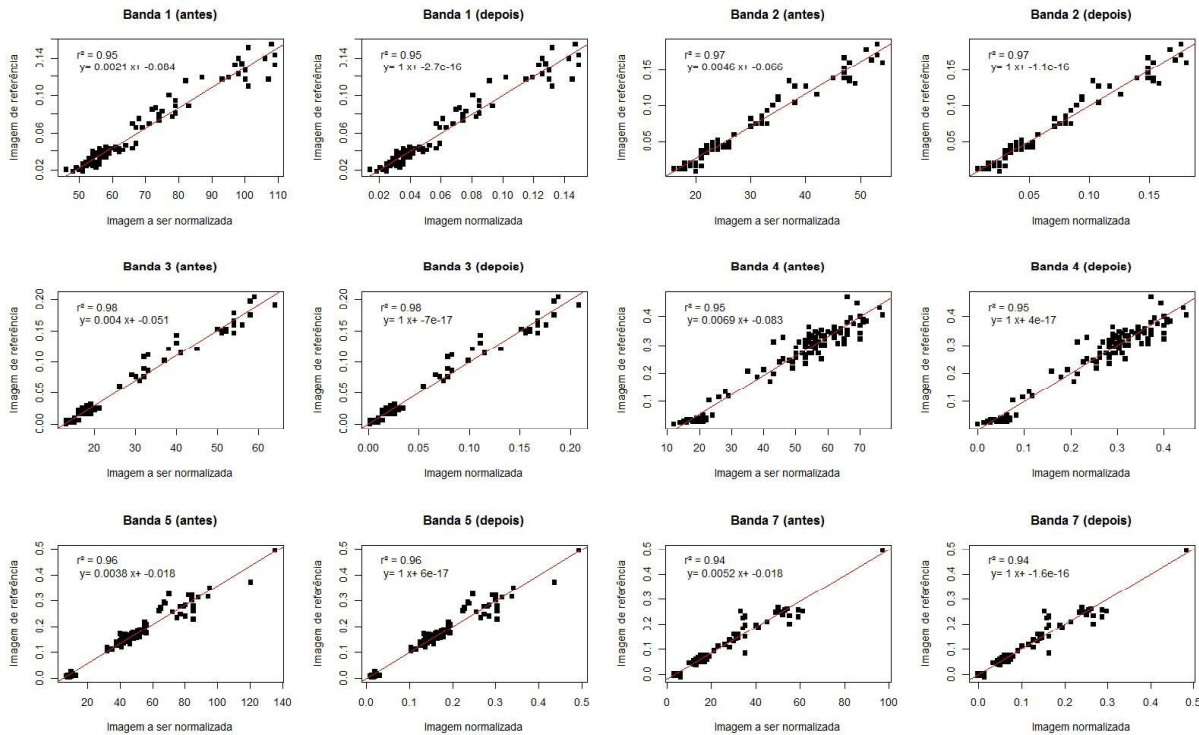


Fig. 3 - Exemplo de gráficos gerados por banda. A imagem de 1991, no caso, foi normalizada a partir da de 2011. São feitas duas regressões para a comparação gráfica: a primeira entre a imagem a ser normalizada e a referência (antes); a segunda entre a imagem normalizada e a imagem referência (depois)

3.3 Análise dos resultados por banda e por data para toda série temporal

Toda série temporal apresentou equações do modelo de regressão semelhantes (valores de x bem próximos de y). O menor valor de r^2 foi para a banda 1 de 1984 ($r^2=0,79$) e o maior valor foi para a banda 3 de 1991 ($r^2=0,99$). Valores menores que 0,9 foram encontrados apenas para os anos de 1984 e 1986.

As médias de $RMSE$ por banda para todos os anos são mostradas na Tabela 6 e Figura 4, calculadas tanto para os PIF utilizados na normalização, quanto para os PIF de avaliação. Para os dois tipos de PIF , há o mesmo padrão: o erro aumenta pouco da banda 1 a 3, tem um pico na banda 4, e cai um pouco na banda 5 e banda 7, esta última com valor ligeiramente menor que a banda 5. No geral, os erros calculados são pequenos, o que mostra a eficácia da normalização

radiométrica. Isto é corroborado pelos resultados de Olsson (1995) e Schroeder *et al.* (2006), que destacam a importância da normalização na detecção de mudanças bitemporais. Além disso, Song *et al.* (2001) obtiveram melhores resultados de detecção de mudanças para correções mais simples, que incluem o DOS e a normalização radiométrica (esta última com melhor resultado, pois foi o método que colocou, de maneira mais eficiente, as imagens utilizadas pelos autores em uma escala comum).

Schroeder *et al.* (2006) apresentam padrão de erro semelhante ao do presente trabalho para todos os métodos de normalização radiométrica (vale lembrar que tais autores obtiveram menor $RMSE$ por banda para a normalização feita a partir de PIF visualmente interpretados).

Especificamente, sobre a normalização a partir de PIF coletados manualmente, os

RMSE médios do presente trabalho estão com valores próximos aos calculados por Schroeder *et al.* (2006) para a faixa do visível (bandas 1, 2 e 3). Na faixa do infravermelho, Schroeder *et al.* (2006) apresentam RMSE menores (banda 4 com valor pouco maior que 0,02; bandas 5 e 7 com valores menores que 0,02). Estes maiores RMSE em faixa espectral de maior comprimento de onda podem ser explicados pela contribuição da absorção atmosférica, que não é corrigida (SCHROEDER *et al.*, 2006).

Tabela 6: Médias de RMSE por banda para todos os anos calculadas a partir dos PIF utilizados na normalização e dos de avaliação. Valores em reflectância

Banda	Média RMSE (PIF utilizados na normalização)	Média RMSE (PIF de avaliação)
1	0,0113	0,0104
2	0,0135	0,0123
3	0,0151	0,0157
4	0,0328	0,0335
5	0,0237	0,0225
7	0,0228	0,0221

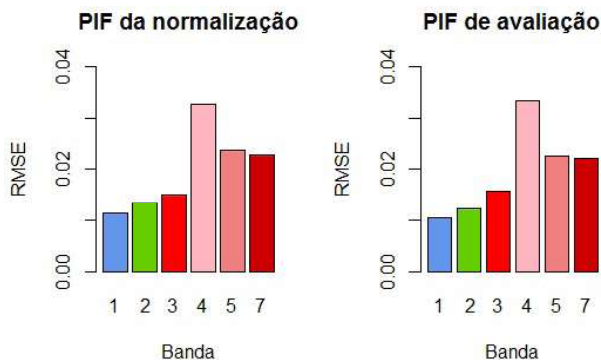


Fig. 4 - RMSE médio por banda TM.

Os erros calculados por data podem ser vistos na Tabela 7 e na Figura 5. Os valores dos erros no geral foram baixos (todos abaixo de 0,035), com os maiores erros para 1984 e 1986 (este último apresentou o maior). Também, como visto, foram os anos com menores r^2 .

Os RMSE calculados a partir dos PIF utilizados na normalização tiveram todos os valores abaixo de 0,029, o que mostra que o método foi eficiente para colocar a série temporal em uma escala comum.

Seis imagens (1987, 1991, 2000, 2001, 2003 e 2010) possuíram RMSE (PIF utilizados na normalização) menores que 0,02, limiar que indica uma correção bem sucedida (MORAN

et al., 1992). Estas datas possuíram RMSE (PIF utilizados na normalização) similares aos valores encontrados por Schroeder *et al.* (2006) (maioria menor que 0,02 para o método de normalização com PIF), já, as outras imagens tiveram RMSE maiores em comparação aos desses autores. Entretanto, para a análise de seus dados, Schroeder *et al.* (2006) consideraram as imagens com RMSE maiores ou iguais que 0,03 apreciavelmente diferentes da imagem referência.

Tabela 7: Médias de RMSE por ano calculadas a partir dos PIF utilizados na normalização e dos de avaliação. Valores em reflectância

Ano	Média RMSE (PIF utilizados na normalização)	Média RMSE (PIF de avaliação)
1984	0,0276	0,0278
1986	0,028	0,0336
1987	0,0183	0,0223
1991	0,0157	0,0142
1994	0,0227	0,0209
2000	0,0188	0,0138
2001	0,0159	0,0145
2003	0,0191	0,0188
2005	0,0214	0,0177
2006	0,0237	0,0242
2010	0,017	0,0135

Todos os RMSE calculados a partir de PIF utilizados na normalização estão abaixo desse limiar. Apenas o ano de 1986 apresentou valor maior que 0,03 (RMSE=0,0336) para os PIF de avaliação. Mas, mesmo assim, tal valor pode ser considerado baixo.

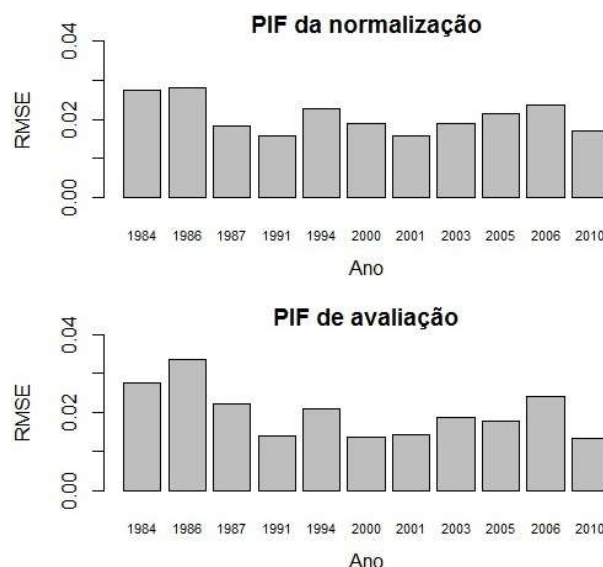


Fig. 5 - RMSE médio calculado por ano.

4. CONCLUSÃO

Uma função em linguagem *R* foi desenvolvida para a normalização radiométrica de imagens *TM*, adquiridas no *site* do *USGS*, a partir de um arquivo *shapefiles* com *PIF* coletados. Os resultados foram gerados a partir dos testes preliminares para a normalização da imagem de 1991 com base na de 2011, e a partir da análise de erros das normalizações feitas para toda a série temporal (66 normalizações no total). Portanto, chegou-se às seguintes conclusões:

Os testes *F* para os experimentos realizados (comparando a necessidade de aplicação de correções absolutas anteriores à normalização radiométrica) de normalização da imagem de 1991 mostraram não haver diferenças significativas ($p < 0,05$). Por isso, as normalizações posteriores foram feitas com a imagem em nível de cinza (NC), pois, é maneira menos trabalhosa, uma vez que não houve aplicação de outras técnicas de correção radiométrica. Este fato indica que a imagem em NC é colocada em uma escala comum da imagem referência de maneira eficaz.

Os valores de r^2 foram altos (a maioria acima de 0,9), e as equações dos modelos de regressão gerados pela imagem pós-normalização com a imagem referência indicam que o valor estimado é muito próximo ao valor de referência.

Os *RMSE* por banda são considerados baixos (apenas banda 4 pouco maior que 0,03). Os erros maiores para as bandas do infravermelho já eram esperados e estão em conformidade com a bibliografia citada. Os *RMSE* calculados por ano também são considerados baixos (apenas ano de 1986 com *RMSE* calculado por *PIF* de avaliação pouco maior que 0,03).

5. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

BONTEMPS, S.; BOGAERT, P.; TITEUX, N.; DEFOURNY, P. (2008). An object-based change detection method accounting for temporal dependences in time series with medium to coarse spatial resolution. **Remote Sensing of Environment**, v. 112, n. 6, p. 3181–3191, 2008.

CANTY, M. J. NIELSEN, A. A.; SCHMIDT, M. Automatic radiometric normalization of multitemporal satellite imagery. **Remote Sensing of Environment**, v. 91, p. 441-451, 2004.

CHAVEZ, P. S. An improved dark-object subtraction technique for atmospheric scattering correction of multispectral data. **Remote Sensing of Environment**, v. 24, n. 3, p. 459- 79, 1988.

COHEN, W. B.; GOWARD, S. N. Landsat's role in ecological applications of Remote Sensing. **BioScience**, v. 54, n. 6, p. 535-545, 2004.

CHEN, X.; VIERLING, L.; DEERING, D. A simple and effective radiometric correction method to improve landscape change detection across sensors and across time. **Remote Sensing of Environment**, v. 98, p. 63–79, 2005.

CRONEMBERGER, F.M. **Paisagens da Serra do Mar: uma análise geocológica da dinâmica da paisagem**. 2014. 133 p. Tese (Doutorado em Geografia) – Universidade Federal Fluminense, Niterói, 2014.

DAVRANCHE, A.; LEFEBVRE, G.; POULIN, B. Radiometric Normalization of SPOT-5 Scenes: 6S Atmospheric Model versus Pseudo-invariant Features. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 75, n. 6, p. 723-728, 2009.

DEL CASTILLO, E. M. **Uso e cobertura da terra numa região agrícola de Cerrado, via análise por vetor de mudança em imagens Landsat multitemporais**. 2011. 143 p. Dissertação (Mestrado em Sensoriamento Remoto) - Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, São José dos Campos, 2011. Disponível em: <<http://urlib.net/8JMKD3MGP7W/39PC9ES>>. Acesso em: 11 nov. 2015.

DU, Y.; TEILLET, P. M.; CIHLAR, J. Radiometric normalization of multitemporal high-resolution satellite images with quality control for land cover change detection. **Remote Sensing of Environment**, v. 82, p. 123-134, 2002.

ECKHARDT, D. W.; VERDIN, J. P.; LYFORD, G. R. Automated Update of an Irrigated Lands GIS Using SPOT HRV Imagery. **Photogrammetric Engineering & Remote Sensing**, v. 56, n. 11, p. 1515-1522, 1990.

GÜRTLER, S.; EPIPHANIO, J. C. N.; LUIZ, A. J. B.; FORMAGGIO, A. R. Planilha eletrônica para o cálculo da reflectância em imagens ETM+ Landsat. **Revista Brasileira de Cartografia**, v. 57, n. 2, p. 162-167, 2005.

- HALL, F. G.; STREBEL, D. E.; NICKESON, J. E.; GOETZ, S.J. Radiometric rectification: toward a common radiometric response among multirate, multisensory images. **Remote Sensing of Environment**, v. 35, n. 1, p. 11-27, 1991.
- HUSSAIN, M.; CHEN, D.; CHENG, A.; WEI, H.; STANLEY, D. Change detection from remotely sensed images: From pixel-based to object-based approaches. **ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing**, v. 80, p. 91-106, 2013.
- JESUS, S. C.; EPIPHANIO, J. C. N. Sensoriamento remoto multissensores para a avaliação temporal da expansão agrícola municipal/Remote sensing for multitemporal analysis of agricultural expansion. **Bragantia**, v. 69, n. 4, p. 01-02, 2009.
- JIANYA, G.; HAIGANG, S.; GOURUI, M.; QUIMING, Z. A review of multi-temporal remote sensing data change detection algorithms. **International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences**. v. 37. n. B7, 2008.
- LU, D.; MAUSEL, P.; BRONDÍZIO, E.; MORAN, E. Change detection techniques. **International Journal of Remote Sensing**, v. 25, n. 2, p. 2365- 2407, 2004.
- MALUF, V. B.; DAMASCO, F. S.; GOMES, I. S.; SANTOS, L. R.; DIAS, L. S.; CARVALHO, M. V. A.; CORREA, M. A.; VICENS, R. S. Eficácia de um método de normalização radiométrica utilizando imagens Landsat 5 TM. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SENSORIAMENTO REMOTO, 17. (SBSR), 2015, João Pessoa. **Anais...** São José dos Campos: INPE, 2015. p. 5491-5497. Internet. ISBN 978-85-17-0076-8. Disponível em: <<http://urlib.net/8JMKD3MGP6W34M/3JM4EAD>>. Acesso em: 11 nov. 2015.
- MORAN, M. S., JACKSON, R. D.; SLATER, P. N.; TEILLET, P. M. Evaluation of simplified procedures for retrieval of surface reflectance factors from satellite sensor output metric response among multirate, multisensor images. **Remote Sensing of Environment**, v. 41, p. 169-184, 1992.
- NIELSEN, A. A.; CONRADSEN, K.; ANDERSEN, O. B. A change oriented extension of EOF analysis applied to the 1996 – 1997 AVHRR sea surface temperature data. **Physics and Chemistry of the Earth**, v. 27, p. 1379 – 1386, 2002.
- NIELSEN, A. A.; CONRADSEN, K.; SIMPSON, J. J. Multivariate alteration detection (MAD) and MAF post-processing in multispectral, bitemporal image data: New approaches to change detection studies. **Remote Sensing of Environment**, v. 64, p. 1-19, 1998.
- OLSSON, H. Reflectance calibration of Thematic Mapper data for forest change detection. **International Journal of Remote Sensing**, v. 16, n. 1, p. 81-96, 1995.
- PETERNELLI, L. A.; MELLO, M. P. **Conhecendo o R - Uma visão estatística**. Viçosa - MG: Editora UFV, 2012, 185 p.
- PONZONI, F. J.; SHIMABUKURO, Y. E. **Sensoriamento remoto no estudo da vegetação**. São José dos Campos - SP: Editora Parêntese, 2009, 144 p.
- SCHROEDER, T. A.; COHEN, W. B.; SONG, C.; CANTY, M. J.; YANG, Z. Radiometric correction of multi-temporal Landsat data for characterization of early successional forest patterns in western Oregon. **Remote Sensing of Environment**, v. 103, p. 16-26, 2006.
- SINGH, A. Digital change detection techniques using remotely-sensed data. **International Journal of Remote Sensing**, v. 10, p. 989-1003, 1989.
- SONG, C.; WOODCOCK, C. E.; SETO, K. C.; LENNEY, M. P.; MACOMBER, S. A. Classification and Change Detection Using Landsat TM Data: When and How to Correct Atmospheric Effects?. **Remote Sensing of Environment**, v. 75, p. 230-244, 2001.
- WECKMÜLLER, R. **Proposta metodológica para detecção de mudanças na cobertura da terra, através de análise multitemporal de imagens RAPIDEYE**. 2014. 89 p. Dissertação (Mestrado em Geografia) – Universidade Federal Fluminense, Niterói, 2014.