

## Algoritmo de varredura aplicado na integração de lógica difusa e álgebra de imagens

Mário Henrique Medeiros Cavalcante de Araújo<sup>1,2</sup>  
Lidiane Cristina Felix Gomes<sup>1</sup>  
Anderson Reis<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Instituto Federal de Educação Tecnológica da Paraíba - IFPB  
Av. João da Mata, 256, Jaguaribe, 58015-020, João Pessoa - PB  
{mario.geotecnologo, lidiane.geo}@gmail.com

<sup>2</sup> Universidade Federal de Pernambuco - UFPE  
Rua Acadêmico Hélio Ramos, s/n, Cidade Universitária, 50740-530 - Recife - PE  
{andersonreis.geo}@gmail.com

**Abstract.** The development of computational tools for the resolution of complex problems has increased in recent years. With the advancement of image processing techniques these research has achieved significant results in various scenarios and applications. The algebra is a field with many studies but it can still be fully explored. This article has as main objective to expose, clearly and without the intention to exhaust the theme, the implementation of an algorithm applied to scan images using fuzzy logic for realization of map algebra. For so, the methodological procedures that were listed include: the development of the scanning algorithm in Matlab; the configuration of the fuzzy inference system based on Mandani controller; definition of the phenomenon to be modeled; the definition and mathematical modeling of the input variables of the model; the construction of the set of rules of the system by logical operators; Finally, modeling the phenomenon output. The results demonstrate, initially, the high capability of this model to data integration and modeling of individual variables. The model also proved to be potentially effective in the study of phenomena involving a large sum of variables in the generation of results in image format and can significantly contribute to future research.

**Palavras-chave:** *image processing, fuzzy logic, image algebra*, processamento de imagens, logica difusa, álgebra de imagens

### 1. Introdução

Imagens oriundas de plataformas orbitais têm se tornado cada vez mais presentes em nosso dia a dia. Com o avanço tecnológico nas áreas da engenharia, mecânica, eletrônica, engenharia de hardware e software dentre outras disciplinas, o sensoriamento remoto orbital gradativamente obteve um salto qualitativo, melhorando as características dos sistemas e atingindo um público cada vez mais diferenciado. Outro avanço correlato diz respeito às técnicas de processamento de imagens que ao longo do tempo evoluíram e foram sendo aperfeiçoadas.

No campo do processamento de imagens, muitas técnicas surgiram e foram adaptadas ao tratamento de dados de sensoriamento remoto. Inúmeros trabalhos envolvendo técnicas de classificação como OBIA (*Object Based Image Analysis*), integrando algoritmos de Redes Neurais Artificiais, Árvores de decisão (*Decision Tree*), dentre outras, foram desenvolvidos.

O seguinte trabalho, teve como objetivo principal desenvolver um fluxo metodológico que agregasse elementos de álgebra tradicional de imagens a um sistema de decisão baseado em lógica difusa (*fuzzy logic*). A lógica difusa, através de um sistema de inferência possibilita a análise de diversos fatores (variáveis) para possibilitar uma resposta a um problema específico que se queira analisar. Para tanto, criou-se um cenário fictício para simular um problema a ser resolvido partir da implementação da metodologia proposta. Neste caso foi escolhido o fenômeno do risco de deslizamento de terra em uma região do município de João Pessoa, na Paraíba.

## 2. Metodologia de Trabalho

Os tópicos seguintes dizem respeito aos procedimentos metodológicos aplicados na pesquisa.

### 2.1 – Obtenção de informações da área de simulação.

A proposta consistiu inicialmente em obter informações geográficas da região, com o intuito de subsidiar as simulações. Os dados obtidos pertencem a uma região localizada no município de João Pessoa, no estado da Paraíba. Atualmente, segundo o IBGE a cidade possui cerca de 723 mil habitantes distribuídos pelos seus 60 bairros. A região possui histórico de deslizamentos recentes e com diferentes proporções.

Tendo o centro de localização geográfica as coordenadas  $34.852^\circ$  Oeste de longitude e  $7.132^\circ$  sul de latitude. A região é cortada pela BR-230 e contempla uma topografia diferenciada, com a presença de barreiras, formas de vegetação das mais variadas, e presença de aglomerados urbanos regulares e irregulares, dentre outros detalhes. Tal região pode ser identificada na figura 1.

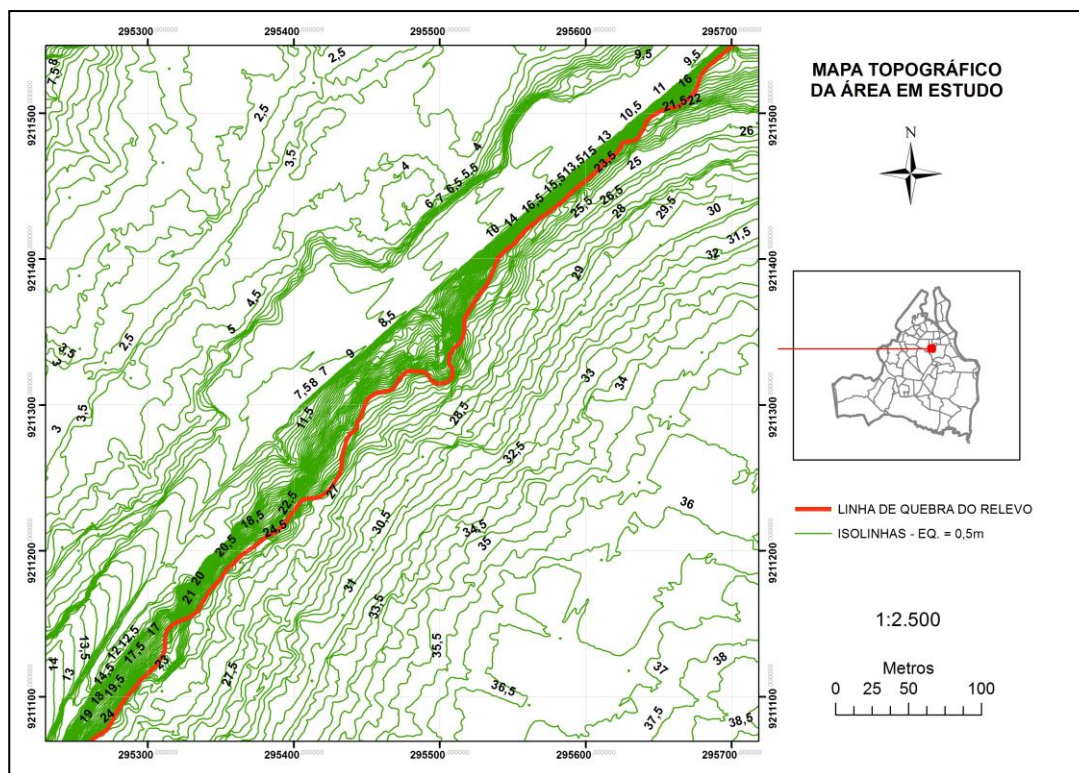


Figura 1 – Mapa topográfico e de localização da área de estudo.

Para a execução da pesquisa, inicialmente foram obtidos: imagem de satélite artificiais, mapeamento topográfico com informações altimétricas e informações meteorológicos da região que influenciam diretamente nos processos de deslizamentos de terra.

Com o intuito de caracterizar o uso do solo da região foi utilizada, uma imagem do satélite QuickBird II de 2008. Esta imagem passou pelo processamento inicial de ortorectificação, bem como o processo de fusão das bandas multiespectrais com a banda pancromática, resultando num produto de resolução espacial de 61 cm.

Foram fornecidas ao estudo curvas de nível, obtidas através da utilização de laser aerotransportado, que possuem equidistância de 0,5 metro, possibilitando o detalhamento do terreno da área teste.

Além disso foram obtidos pontos contendo as coordenadas dos últimos eventos de deslizamento no local, bem como dados oriundos de informações do regime de chuvas nos últimos anos.

## 2.2 – Aspectos de avaliação de risco

Para que a implementação tenha uma sequência lógica, aproximando-se com a realidade, faz-se necessário o entendimento do que seja a avaliação de risco. O objetivo da avaliação do risco, segundo Duzgun e Lacasse (2005), é calcular um valor para o risco, quantificando-o, permitindo uma melhor comunicação do risco, e assim facilitando a tomada de decisão.

Segundo Hungr et.al. (2005) a avaliação de risco pode ser vista a partir de duas perspectivas. A primeira perspectiva diz respeito às abordagens que consideram os fatores que influenciam no fenômeno do deslizamento de terra: a susceptibilidade e o gatilho.

A susceptibilidade, ou, a probabilidade de que uma determinada área sofra um deslizamento de terra em um determinado período de tempo, é calculada a partir de combinação de variáveis tais como geologia, declividade, elevação, propriedades geotécnicas, cobertura vegetal, intemperismo, padrão de drenagem dentre outras. Em termos de gatilhos, serão considerados como tal eventos como terremotos, chuvas, degelo, atividade vulcânica etc. Existe uma tendência a considerar a avaliação de risco como sendo a suscetibilidade e os eventos-gatilho de uma forma combinada de acordo com Nadin e Kjekstad (2005).

A segunda perspectiva, a avaliação de risco pode ser considerada de acordo com a escala de investigação, podendo ser regional ou específica. Estudos regionais fazem utilização de frequências, heurística, estatística e abordagens determinísticas. Por exemplo, numa abordagem utilizando frequência a probabilidade de ocorrência do evento deslizamento é determinada a partir dos registros históricos. Abordagens heurísticas combinam a opinião de especialistas para avaliar as variáveis de susceptibilidade combinadas com o evento gatilho. Abordagens estatísticas utilizam como base para determinação do risco a estatística multivariada.

Observando-se as definições de Hungr et. al. (2005), para este trabalho o risco de deslizamento de encosta foi considerado como sendo a susceptibilidade local frente à intensidade do evento gatilho, como definido na equação 1:

$$R = S * E \quad (1)$$

Onde:

$R$  = Risco de deslizamento na ocorrência do evento

$S$  = Susceptibilidade

$E$  = intensidade do evento gatilho

Tomando por base esta sucinta definição, considera-se que o risco pode ser representado como um índice, calculado a partir das variáveis que compõem a susceptibilidade e o valor correspondente à intensidade do evento deflagrador do desastre. Desta feita, foi aplicado o método *fuzzy*, para geração de um índice de risco para a região estudada, que será explicitado mais adiante.

### 2.3 – Lógica Fuzzy

Zadeh (1965) define a teoria dos conjuntos *fuzzy* como sendo um conjunto de princípios matemáticos de representação do conhecimento baseados em graus de adesão, em vez de associação nítida de lógica binária clássica. Sua utilização no processamento digital de imagens se deve ao fato de que, a também chamada lógica *fuzzy*, proporciona, segundo Gonzalez e Woods (2009), um suporte para a incorporação do conhecimento humano à resolução de problemas cuja formulação se baseia em conceitos imprecisos. De acordo com Vellasco (2010) a abordagem difusa é uma ferramenta que possui a capacidade de entender informações imprecisas, descritas em linguagem natural, e posteriormente convertê-las para um formato numérico.

Desse modo a utilização da lógica *fuzzy* permite realizar a construção de análises que não se baseiam na lógica booleana, do “verdadeiro” e “falso”, 0 ou 1, mas no tratamento de variações sucintas entre as classes que se queira estudar. Um dos benefícios das modelagens baseadas em lógica *fuzzy* é a habilidade de codificação de conhecimentos imprecisos, numa forma que se aproxima muito ao processo de decisão humana, segundo Ruhoff (2004).

Basicamente, um sistema baseado em lógica *fuzzy* é constituído de três módulos ou fases. Segundo Silva (2008) a primeira delas é a *fuzzificação*, onde se transformam as variáveis que estão em formato determinístico rígido (*crisp*) para um formato flexível constituído de funções de pertinência.

De acordo com Fujimoto(2005), um conjunto *fuzzy*  $A$  pode ser expresso pela equação 2:

$$A = \{x, \mu_A(x) / x \in X\} \quad (2)$$

Onde  $X$  é o universo de discurso ao qual o conjunto pertence,  $x$  um componente do conjunto *fuzzy*, e  $\mu_A$  a função de pertinência. O universo de discurso indica o domínio em que o modelamento do sistema *fuzzy* é válido.

De acordo com Sandri e Correa (1999), a função de pertinência  $\mu_A$  indica o grau de pertinência (ou compatibilidade) entre  $x$  e o conceito expresso por  $A$ :

$\mu_A(x) = 1$  indica que  $x$  é completamente compatível com  $A$ ;

$\mu_A(x) = 0$  indica que  $x$  é completamente incompatível com  $A$ ; e

$0 < \mu_A(x) < 1$  indica que  $(x)$  é parcialmente compatível com  $A$ , com grau  $\mu_A(x)$ .

A segunda etapa, a inferência, é o momento onde é construído um conjunto de regras através de operadores lógicos do tipo “se-então” que possibilitarão a obtenção dos valores de saída, caracterizando o fenômeno que se quer estudar. Inicialmente se aplicam os operadores *booleanos and e or* que são utilizados para aferir os níveis máximo e mínimo de pertinência ao conjunto. Em seguida constrói-se a hipótese de implicação, e por fim, combinam-se as saídas *fuzzy* possíveis.

A última etapa é a *defuzzificação*, que é o inverso do processo de *fuzzificação*. Nela, as variáveis que estão em formato de função de pertinência, tornam para o formato quantitativo, determinando o valor final de saída do fenômeno em estudo. (SILVA, 2008)

Os métodos mais conhecidos e consagrados de *defuzzificação* são o Centro de Área (Centroide), Centro do Máximo, Média do Máximo e a Média Ponderada. O método do centróide, calculará o centro de gravidade do conjunto de saída, como representado pela figura 2.



Figura 2 - Cálculo do Centróide no processo de defuzzificação.

O centróide de uma função de pertinência é calculado pelas integrais das funções da variável linguística. As funções de pertinência são segmentos de reta. As integrais representam os somatórios das integrais de cada segmento. Para calcular o centróide do trapézio, por exemplo, é necessário calcular a soma das integrais de cada reta (numerador e denominador) e então, dividir pelo denominador.

A saída quantificada é calculada com o somatório dos centróides multiplicado pela área, dividindo-se pela soma das áreas de cada variável linguística. A equação 3 apresenta o respectivo cálculo.

$$\bar{X} = \frac{\sum(\text{Centróide} \cdot \text{Área})}{\sum \text{Área}} \quad (3)$$

A figura 3 ilustra todo o processo descrito. A *fuzzificação*; regras e inferências; e a *defuzzificação*. Tal processo é conhecido como controlador de Mandani. (MANDANI, 1973)

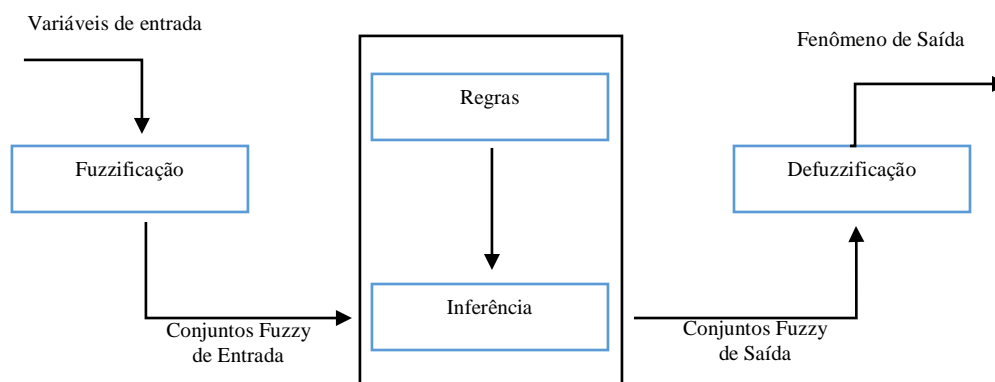


Figura 3 - Diagrama estrutural do controlador de Mandani.

Desse modo, observa-se a possibilidade de inserção da lógica *fuzzy* no contexto da álgebra de imagens, uma vez que as imagens podem funcionar como variáveis de entrada do sistema controlador, fornecendo como resultado uma imagem representando o fenômeno estudado.

## 2.4 - Implementação do algoritmo de varredura

Inicialmente, seguindo os aspectos mencionados anteriormente, fez-se necessária a configuração do controlador de Mandani, disponível no ambiente do Matlab 10.1. Para tal, é necessária a modelagem dos dados de entrada.

Para o fenômeno teste foram elencadas 5 variáveis de entrada: uso do solo na região, declividade da encosta, distancia de linha de quebra do relevo, distancia para os últimos eventos de deslizamento (4 fatores influenciantes), e pluviosidade (evento gatilho).

Todas as variáveis foram classificadas em intervalos numéricos (classes) que supostamente representariam a susceptibilidade da área ao fenômeno estudado. Por exemplo: para a fator declividade foram elencadas as variáveis linguísticas “suave”, “moderada”, e “acentuada”, remetendo à influência de cada classe no processo de deslizamento de terra. Declividade suaves são menos susceptíveis do que as declividades moderadas ou acentuadas. Para cada intervalo uma função de pertinência foi modelada. Para efeito de testes todas as funções de entrada foram do tipo trapezoidal. A figura 4 demonstra a modelagem das funções de pertinência da variável citada.

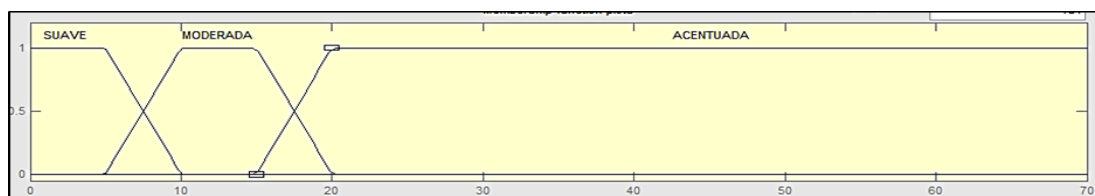


Figura 4 – Classes de declividade modeladas através de funções de pertinência.

Tendo sido executadas as modelagens para as cinco variáveis de entrada, seguiu-se com a modelagem do fenômeno de saída. O índice de risco foi modelado como sendo o fenômeno de saída e sua modelagem deu-se da mesma forma que as variáveis de entrada, através das funções de pertinência. Neste caso o índice de risco varia de 0 a 10 tendo como classes o risco “baixo ou inexistente”, “moderado” e “alto”. A figura 5 exhibe o fenômeno de saída e sua modelagem.

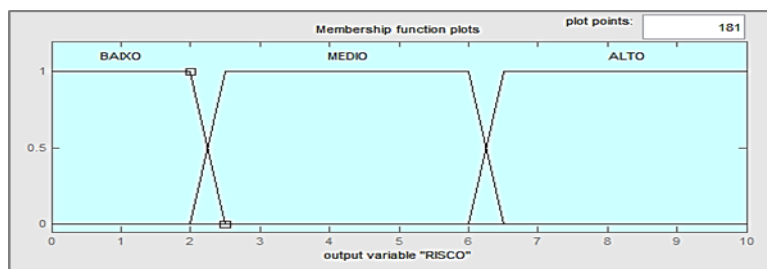


Figura 5 – Classes de Risco modeladas através de funções de pertinência.

Com as variáveis de entrada e o fenômeno de saída modelados, seguiu-se com a definição de regras lógicas, que relacionam as variáveis entre si, frente ao fenômeno simulado. Utilizando-se dos argumentos condicionais “se” e “então” foi criado um conjunto de regras como por exemplo: “Se a “Distancia da Linha de quebra” é “distante” e a “Distancia do último evento” é “distante” e a “declividade” é “baixa” e o “Uso do Solo” é “pouco susceptível” e a carga de precipitação é “baixa” então o risco é “baixo”. Ao todo mais de 200 regras, utilizando os fatores de entrada.

Em seguida, foi desenvolvido o algoritmo de varredura. Tal algoritmo teve como função ler os pixels de cada fator de entrada, aplicar o controlador de Mandani, e gerar uma nova matriz contendo os valores resultantes. Tal algoritmo possuiu a seguinte estrutura lógica:

```
Saida = [ ] – Gera uma matriz sem definições iniciais.
for I = 1:linha – onde linha é o número de linhas das matrizes de entrada
for k = 1:coluna – onde coluna é o número de colunas das matrizes de entrada
SAIDA (i,k) = evalfis([A(i,k) B(i,k) C(i,k) D(i,k) E], MANDANI);
SAIDA é a nova matriz gerada em função de i e k. A(i,k) B(i,k) C(i,k) D(i,k) E, os fatores de entrada. MANDANI é função relativa ao controlador de Mandani. A figura 6 ilustra a lógica de varredura do sistema.
```



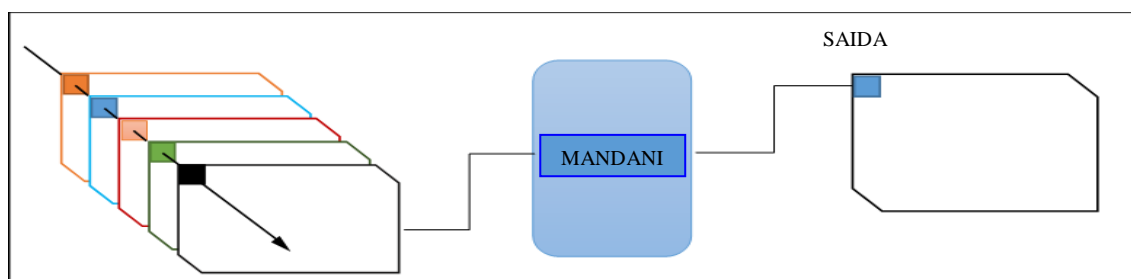


Figura 6 – Esquema do algoritmo de varredura.

Desse modo, implementada a estrutura anteriormente descrita, obteve-se os resultados.

### 3. Resultados e Discussões

Tendo em vista os processos anteriormente mencionados, o resultado, além do fluxo metodológico proposto, apresentou-se como uma imagem, representando o fenômeno estudado como um índice, variando de 0 a 10.

O algoritmo de varredura efetuou, como esperado, a leitura de cada imagem de entrada *pixel* por *pixel* de maneira sequencial e ordenada, inseriu as entradas no controlador de Mandani que por sua vez gerou uma matriz (imagem) de mesma dimensão das iniciais contendo como valores os resultados do sistema de inferência.

Levando-se em consideração que o objetivo deste artigo era implementar tal fluxo metodológico, a pesquisa cumpriu com êxito seus propósitos. A figura 7 exhibe o produto gerado pela metodologia apresentada como um mapa de índice de risco simulado, representando a superfície de risco sobre a imagem do local.

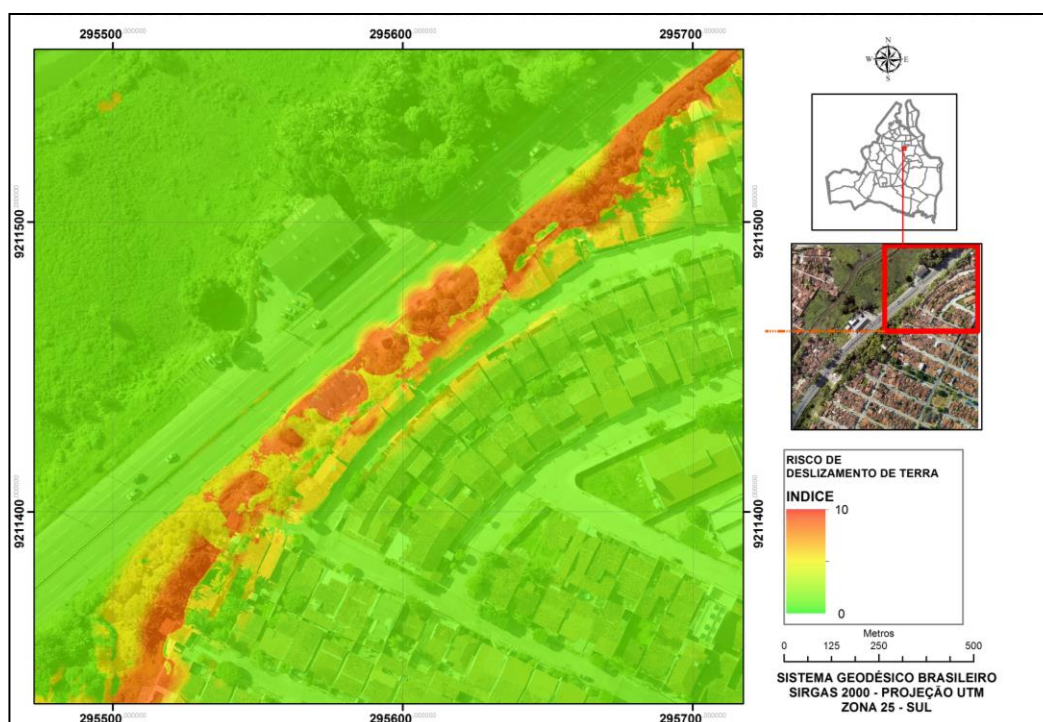


Figura 7 – Produto gerado pelo algoritmo de varredura e controlador de Mandani.

#### 4. Conclusões

Neste trabalho, foi apresentado um processo metodológico, baseado em álgebra de mapas integrado a processos baseados em lógica *fuzzy*, com o intuito de demonstrar a potencialidade da técnica. As situações aqui simuladas, mesmo sendo fictícias, demonstraram a capacidade dos procedimentos na análise de fenômenos que envolvem diversas variáveis.

Obviamente, fenômenos complexos como o deslizamento de terra necessitam de um número de parâmetros que vão além do apresentado. Sugere-se para pesquisas futuras o estudo da influência de cada fator no fenômeno, agregando pesos de significância para tornar os mecanismos aqui apresentados mais próximo da realidade. Do mesmo modo para outros fenômenos quaisquer o mesmo se aplica. O algoritmo de varredura se mostrou eficaz para integrar os dados obtidos, realizando a execução do controlador de Mandani, resultando num produto *raster*.

Deste modo, conclui-se que a álgebra de mapas demonstra ser uma área ainda a ser explorada. O desenvolvimento de aplicações que otimizem os processos de análise é um desafio contínuo, que deve ser encarado como sempre inacabado.

#### 5. Referências

- DUZGUN, H.S.B.; LACASSE, S. **Vulnerability and Acceptable Risk in Integrated Risk Assessment Framework**, In: Landslides Risk Management. Londres: CRC Press, 2005, 776p.
- FUJIMOTO, R. Y. **Diagnóstico automático de defeitos em rolamentos baseado em Lógica Fuzzy**. Dissertação de Mestrado em Engenharia. Escola Politécnica, Universidade de São Paulo. São Paulo, 2005. 158p.
- GONZALEZ, R. C.; WOODS, R. E. **Processamento Digital de Imagens**. São Paulo: Prentice Hall, 2010. 793p.
- HUNGR, O.; FELL, R.; COUTURE, R.; EBERHARDT, E; **Landslides Risk Management**. Londres: CRC Press, 2005. 776p.
- MAMDANI, E. H. Applications of fuzzy algorithms for control of simple dynamic plant. **Proc. IEE**. v. 121, p. 1585-1588. 1973.
- NADIN, F.; KJEKSTAD, O.; PEDUZZI, P. **Assessment of global landslides hazard and risk hotspots**. In: SASSA, K.; CANUTI, P. Landslides – Disaster Risk Reduction. Berlin: Springer, 2009. 649 p.
- RUHOFF, A. R. **Gerenciamento de Recursos Hídricos em Bacias Hidrográficas: modelagem ambiental com a simulação de cenários preservacionistas**. Dissertação de Mestrado em Geomática. Universidade Federal de Santa Maria. Santa Maria, 2004. 93p.
- SANDRI, S.; CORREA, C. **Lógica Nebulosa**. São José dos Campos: ITA, 1999. Disponível em: <<http://www.ele.ita.br/cnrrn/minicursos-5ern/log-neb.pdf>>. Acesso em: 1 junho de 2013.
- SILVA, M. A. **Aplicação de Lógica Nebulosa para Previsão do Risco de Escorregamentos de Taludes em Solo Residual**. Dissertação de Mestrado em Engenharia Civil. UERJ. Rio de Janeiro, 2008. 150 p.
- VELLASCO, M. M. B. R. **Lógica Nebulosa**. ICA: Núcleo de Pesquisa em Inteligência Computacional Aplicada, PUC - Rio de Janeiro. 2010. Disponível em: <<http://www2.ica.ele.puc-rio.br/Downloads/40/LN-cursop1-FormasImprecisao2.pdf>> Acesso em abril de 2014.
- ZADEH, L. A. Fuzzy Sets. **Inform. And Controls**. v.8. p. 338-353. 1965.