



PREDIÇÃO DE RISCO GEOLÓGICO ATRAVÉS DA UTILIZAÇÃO DE REDES NEURAIS ARTIFICIAIS: APLICAÇÃO NA MARGEM EQUATORIAL BRASILEIRA

Coelho, Fabio B.N., Silva, Cleverson G. & Gamboa, Luiz A.P.

Departamento de Geologia - Lagamar, Universidade Federal Fluminense - UFF, Niterói, Brasil.

Copyright 2015, SBGf - Sociedade Brasileira de Geofísica

This paper was prepared for presentation during the 14th International Congress of the Brazilian Geophysical Society held in Rio de Janeiro, Brazil, August 3-6, 2015.

Contents of this paper were reviewed by the Technical Committee of the 14th International Congress of the Brazilian Geophysical Society and do not necessarily represent any position of the SBGf, its officers or members. Electronic reproduction or storage of any part of this paper for commercial purposes without the written consent of the Brazilian Geophysical Society is prohibited.

Resumo

Atualmente, com o crescimento de mecanismos automatizados em vários setores da sociedade, a utilização de metodologias computacionais para prever o risco geológico se apresenta como potente possibilidade de otimizar a construção de mapas e ampliar o acesso para obtenção de informações de determinadas áreas.

Este estudo, realizado na margem equatorial brasileira teve como proposta correlacionar os parâmetros utilizados por Neto (1994) na geração de mapas de risco e compará-los com os mapas gerados através de uma metodologia computacional aplicando Redes Neurais Artificiais.

O mapa automático gerado pelas RNA aumentou o escopo de possibilidades de visualização das áreas de risco, pelo fato de ter apresentado forte tendência na região norte, apontando também possibilidade de ocorrência de risco na região sul, mostrando duas áreas de risco elevado, e não somente uma.

A utilização de uma metodologia computacional (RN) possibilitou a correlação dos parâmetros para a geração de mapas de risco, mostrando-se como potente ferramenta para a geração automática de mapas de risco, diminuindo a subjetividade da análise.

Introdução

Podemos entender risco como uma consequência involuntária, inevitável ou incontrolável (Rowe, 1987). O mesmo autor considera a necessidade de estimar o risco como forma de avaliação e de gerenciamento para atenuá-lo ou minimizá-lo a um nível aceitável.

De acordo com Egler (1996), o risco pode ser associado à dinâmica de equilíbrio da natureza, determinado pela vulnerabilidade a ocorrências de longa ou curta duração. Parece ser uma tendência que deve ser explorada por ainda existirem poucas informações conceituais (Marandola Jr. & Hogan, 2004). Observa-se que os estudos relativos ao risco geológico possuem principalmente características intrínsecas dos sistemas ambientais, ou seja, ao dinamismo dos sistemas em

relação a eventos externos, que exercem influência sobre a área. Segundo Tore (2009), as atividades da indústria de petróleo e gás nas margens continentais tendem a se concentrar nas áreas de risco, pois nessas áreas o sedimento está pressurizado e os gradientes podem ser elevados, favorecendo a instabilidade no fundo marinho.

Metodologias para a produção de mapas que permitam avaliar as condições de estabilidade do fundo marinho podem ser potentes instrumentos, encontrando nas ferramentas computacionais grandes aliadas.

A utilização de Inteligência Artificial (IA) tem crescido em larga escala. Sua funcionalidade classificatória pode ser utilizada nas diversas áreas do conhecimento, assim como no geoprocessamento. Possui a capacidade de explicar e reproduzir as funções de um comportamento inteligente tendo como base os processos computacionais. Tendo em vista que hoje os computadores atingem um rápido processamento de informações vislumbra-se a possibilidade de aliar esta tecnologia ao conhecimento humano.

As Redes Neurais Artificiais (RNA) são sistemas paralelos distribuídos, compostos por unidades de processamento simples (nodos) que computam determinadas funções matemáticas (normalmente não-lineares). Tais unidades são dispostas em uma ou mais camadas interligadas por um grande número de conexões, geralmente unidirecionais. Segundo Braga et al. (1998), na maioria dos modelos, estas conexões estão associadas a pesos, os quais armazenam o conhecimento representado no modelo e servem para ponderar a entrada recebida por cada neurônio da rede. Sendo assim, caracteriza seus modelos computacionais à semelhança do sistema nervoso humano considerando o neurônio biológico como exemplo de processamento. Apresenta a propriedade de adaptação a ambientes adversos por meio de treinamento, sendo bastante eficiente graças a sua alta velocidade de processamento. Tem sido amplamente utilizada para solução de problemas por conter, entre outros atributos, características de memorização. Para este trabalho entenderemos treinamento como a construção de uma rede de conhecimento referente à classificação de fatores de risco com o potencial de ocorrência.

Um trabalho pioneiro foi realizado com o objetivo de avaliar as condições de estabilidade do fundo marinho na região do delta submarino do Rio Amazonas, na região da Bacia da Foz do Amazonas, em uma área de aproximadamente 200.000 km², utilizando por base os parâmetros mapeados por Neto (1994), dentre os quais: ocorrências de terremotos, gradientes acentuados, correntes marinhas, taxas de sedimentação elevada,

presença de gás raso junto aos sedimentos, bioturbação, teor de matéria orgânica no sedimento e propriedades geotécnicas. Na metodologia utilizada por Neto (1994), foram representadas em um mapa todas as camadas de fatores e mecanismos considerados, identificando-se como regiões de maior risco, aquelas com a presença de mais de um fator sobreposto.

Neste estudo, para efeitos comparativos, foram utilizados os mesmos dados, com exceção da informação sobre ocorrência de terremotos. O objetivo é correlacionar os parâmetros utilizados por Neto (1994) na geração de mapas de risco e compará-los com os mapas gerados através de uma metodologia computacional aplicando redes neurais artificiais visando futuramente automatizar a produção dos mapas de riscos geológicos submarinos.

Método

Para a compilação dos dados foram utilizadas as informações de batimetria por satélite no formato ascii XYZ (http://topex.ucsd.edu/cgi-bin/get_srtm30.cgi), dados de intensidade de bioturbação, conteúdo de carbono orgânico, presença de gás no sedimento, velocidade e direção das correntes de fundo e taxa de sedimentação. Todos os dados, exceto os de batimetria, foram retirados da dissertação de Neto (1994) (figura 01).

Os principais softwares utilizados foram ArcGIS (visualização) e MatLab para a utilização do pacote de redes neurais. Após a compilação, os dados foram convertidos para malhas regulares, também chamadas “grids”, com dimensões de 76x102 pixels, onde cada pixel representa 5 km².

Os critérios para definição de risco geológico submarino, também são adotados a partir do trabalho de Neto (1994), onde considera-se como fator de risco: 1) Intensidade e direção das correntes de fundo, com direções NE e velocidade máxima de 150 cm/s. 2) Taxa de sedimentação com valores entre 2 cm/ano a 50 cm/ano. 3) ocorrência de Bioturbação visível no testemunho. 4) Teor de carbono orgânico total nos sedimentos com valores >0.7 em wt%. 5) Ocorrência de gás no sedimento baseado nos registros sísmicos de 3.5 kHz. 6) Gradientes batimétricos elevados, com valores acima 30%. Estes parâmetros estão representados espacialmente na figura 1.

O mapa de gradientes (Figura 1f) foi extraído do mapa batimétrico, representando-se a inclinação através do cálculo do ângulo de inclinação média, utilizando curvas de nível com espaçamento de 5 metros.

A rede neural preconiza o treinamento para obtenção do conhecimento e a partir daí correlacionar as camadas de entrada com as de saída. Para o treino desta rede utilizou-se apenas parte da base de dados inserida em um polígono (Figura 2), porção esta onde todas as camadas de informações mapeadas por Neto (1994) encontravam-se bem representadas. Este conjunto de dados utilizados para treinar a rede neural correspondeu cerca de 15% da base de dados total.

A validação do treino foi dada pelo percentual de acerto da camada alvo. Vários treinos foram executados tendo como ponto de corte um nível de acerto superior a 90%. Após a conclusão do treino, foi gerado um arquivo com todas as informações de correlação das camadas de entrada e de saída. A partir deste arquivo novas simulações de mapa de risco foram realizadas estendendo assim a análise para toda a região de interesse.

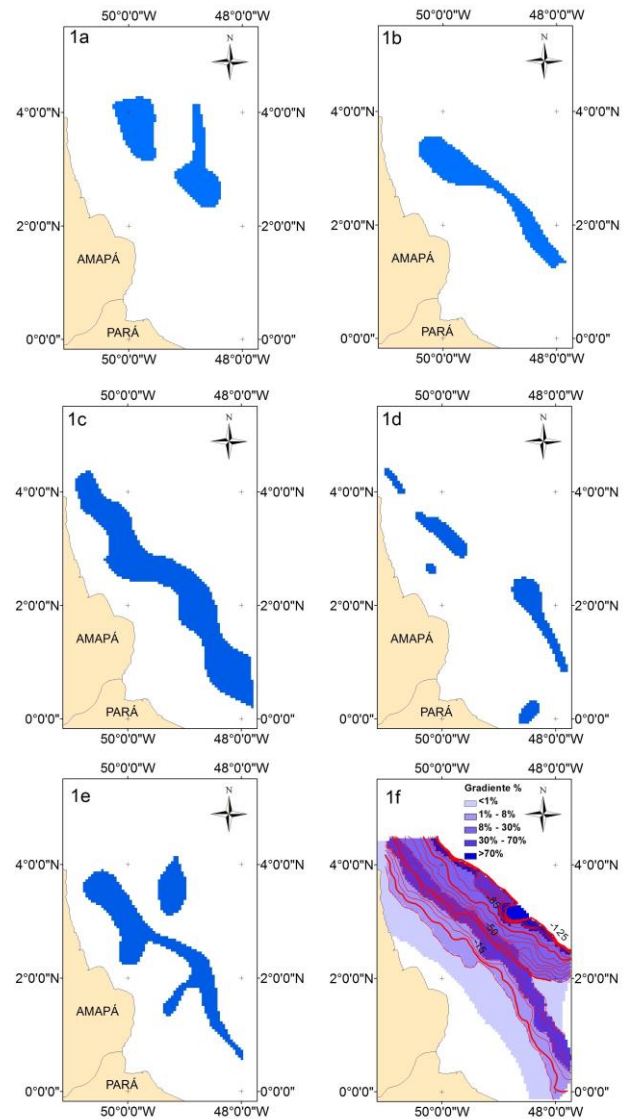


Figura 1. Parâmetros utilizados para definição do potencial de risco geológico submarino. Os valores críticos são estabelecidos com base no trabalho de Neto (1994). (1a) Correntes de fundo, com velocidade superior (?) a 150 cm/s. (1b) Taxa de sedimentação com valores superiores a 50 cm/ano. (1c) Bioturbação visível no testemunho. (1d) Teor de carbono orgânico maior do que >0.7 wt%. (1e) Ocorrência de gás no sedimento. (1f) Gradientes batimétricos.

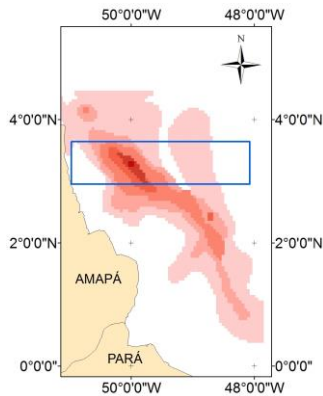


Figura 2. Mapa de potencial de risco geológico submarino, extraído do trabalho de Neto (1994), indicando a área selecionada para o treino da rede neural.

Resultados e Discussões

A figura 3 apresenta o mapa gerado automaticamente pelas redes neurais (figura 3b) a partir do mapa de risco interpretado por Neto (1994). No mapa interpretado por Neto (Figura 3a), o potencial de risco varia entre 1 (menor risco) e 6 (maior risco), valores estes que expressam a ocorrência de números de fatores coincidentes (camadas sobrepostas). Observa-se uma tendência de alinhamento na direção NW - SE, ao longo da faixa com maior gradiente batimétrico, com preponderância de ocorrência de risco na porção norte da margem. No mapa automático gerado pelas RN o potencial de risco variou entre 1 (menor risco) e 5 (maior risco), valores estes que expressam a ocorrência de números de fatores classificados. Apresentou forte tendência na região norte, porém apontou possibilidade de ocorrência de risco na região sul, mostrando duas áreas de risco elevado, e não somente uma. Além disso, reduziu o escore do potencial de risco por entender estatisticamente que o intervalo de 1 a 5 foi suficiente para a classificação da área. Sendo assim, a RN otimizou o mapa gerado e aumentou o escopo de possibilidades de visualização das áreas de risco.

O emprego de metodologia de mapas gerados por RN tem no treinamento da rede um fator positivo, pois uma vez treinada, a rede pode ser utilizada na geração de mapas de outras áreas ampliando a possibilidade de exploração de grandes regiões com maior rapidez, permitindo ao pesquisador uma análise mais precisa e menos subjetiva.

Vale ressaltar que a utilização de redes neurais não se detém somente ao tema abordado neste trabalho (risco geológico submarino), podendo ser aplicada a qualquer assunto, desde que as informações sejam georeferenciadas e possibilitem correlação após a classificação por especialistas. Outra grande vantagem desta metodologia é a de permitir relacionar várias interpretações de diferentes especialistas para a mesma área de estudo, considerando sua experiência prévia na classificação dos intervalos aplicados a cada parâmetro selecionado para análise.

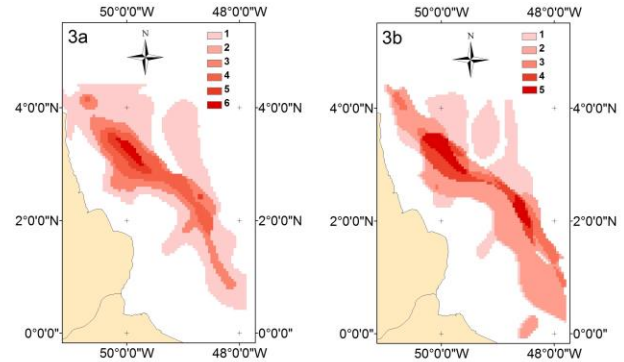


Figura 3. Mapas de condições de estabilidade do fundo marinho. (3a) por Neto (1994). (3b) Automático pela Rede Neural

Conclusão

A utilização de uma metodologia computacional (RN) possibilitou a correlação dos parâmetros para a geração de mapas de risco, mostrando-se como potente ferramenta para a geração automática de mapas de risco, diminuindo a subjetividade da análise.

Referências

- Braga, A. P.; Carvalho, A. P. L. F.; Ludermir, T. B.,** Fundamentos de Redes Neurais Artificiais. 11ª Escola de Computação. UFRJ. 1998.
- Egler, C. A. G.** 1996. Risco Ambiental como Critério de Gestão do Território. Território, 1: 31-41.
- Marandola JR., Eduardo & Hogan.** O risco em perspectiva: tendências e abordagens. Geosul, Florianópolis, v. 19, n. 38, p 25-58, jul./dez. 2004
- Neto, A.A.** 1994. Avaliação das Condições de estabilidade do Fundo Marinho na Região do Delta Submarino do Rio Amazonas. Dissertação, UFF.
- ROWE, William D. Alter.** Alternative risk evaluation paradigms. In: HAIMES, Yacov Y. & STAKHIV, Eugene Z. Risk analysis and management of natural and man-made hazards. New York: American Society of Civil Engineers, 1987. p.1-21.
- Topex** - http://topex.ucsd.edu/cgi-bin/get_srtm30.cgi. Consulta em 2015
- Tore J. K.** Geohazards from seafloor instability and mass flow. OGP, Report No. 425, December 2009.