A técnica de KDE, matematicamente equivalente à Krigagem de Regressão (*Regression* *Kriging*), caracteriza-se quando comparada a outros algoritmos geoestatísticos primariamente pela utilização de uma função de regressão linear aplicada a variável modelada, e o uso dos erros da regressão para estimativa dos pesos da krigagem (Hengl et al., 2007).

Ao mesmo tempo, simulações gaussianas permitem melhor desempenho na estimativa de propriedades na porção não-estruturada do variogramas (Hansen et al., 2006), evitando feições suavizadas características de algoritmos baseados primariamente em krigagem (Schlumberger, 2015).

O estudo caracteriza-se por uma etapa inicial de processamento de dados de sísmica de reflexão para o realce e identificação automática de feições estruturais no reservatório. Servindo como entrada em uma etapa seguinte de modelamento estrutural onde dados de horizontes são deformados por estas estruturas. Com um modelo estrutural definido, segue uma etapa de população do modelo com valores oriundos de medidas simples e algoritmos de geoestatística. Obtendo a distribuição espacial das propriedades de poço modeladas.

Para a etapa de classificação de reservatório e cálculos de volume, são utilizadas técnicas computacionais de aprendizado de máquina não supervisionado como Mapas Auto Organizáveis (Self Organizing Maps, SOM), K-Means e Modelos de Mistura Gaussiana (Gaussian Mixture Models, GMM) para a separação de áreas do reservatório de acordo com as propriedades modeladas anteriormente.

Técnicas de aprendizado de máquina não supervisionado mostram-se como uma alternativa eficiente para a classificação de reservatório e tem sido frequentemente utilizadas para lidar com problemas onde não existe classificação prévia (Taner et al, 2001). Kuznetsova et al. (2016) chega a apresentar resultados comparáveis à métodos de aprendizado de máquina supervisionado como *random* *forest* e *support* *vector* *machine* utilizando métodos não supervisionados para classificação de fácies em logs de poço.

Os métodos de aprendizado de máquina não supervisionados também são estabelecidos como efetivos para estimativas de fácies, em especial eletrofácies, derivadas de dados petrofísicos (Al-Mudhafar et al., 2015; Aragão & Sava, 2019).

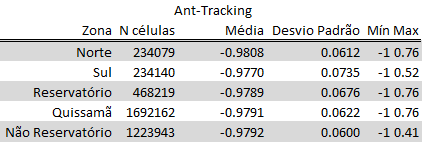
Kuroda et al. (2012) realiza um estudo aplicando Mapas Auto-Organizáveis e K-Means no espaço obtido do mapa para classificação de fácies em logs de poço na Bacia de Campos. O fluxo de trabalho desenvolvido neste estudo baseia-se no estudo de Kuroda et al. (2012), aplicando o método desenvolvido aos modelos tridimensionais obtidos por algoritmos geoestatísticos em vez de logs de poço de maneira direta.

O algoritmo de Mistura Gaussiana, ao apresentar saídas probabilísticas para cada classe, permite quantificar as probabilidades de cada ponto pertencer a cada classe (Viroli & McLachlan, 2019). Como o cálculo de volumes, objetivo final deste estudo, passa pela estimativa da razão Net-to-Gross, também medida entre 0 e 1 (Egbele et al., 2015), modelos de Mistura Gaussiana são utilizados para estimar as razões nos cálculos de volume.

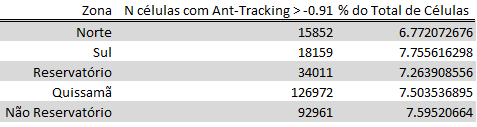
A base de dados deste estudo inclui horizontes no domínio da profundidade para o topo e base do reservatório além de outras unidades geológicas estratigraficamente próximas, volume 3D de sísmica de reflexão no domínio da profundidade recortado para a área do reservatório e logs de poço com diferentes disponibilidades de logs para 47 poços diferentes interceptando ou próximos ao reservatório, dados todos fornecidos pela Agência Nacional de Petróleo – ANP.

o maior número de células com elevados valores de Ant-Tracking na Zona Sul (Figura 21; Figura 22) bem como a maior porcentagem de suas células se apresentarem com valores elevados de Ant-Tracking (Tabela 6; Tabela 7) fornece certa evidência para a divisão observada por Tomaso et al. (2013).

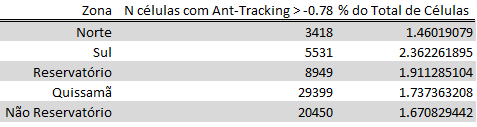
**Tabela 5 - Distribuição dos valores de Ant-Tracking nas diferentes Zonas do volume sísmico. Embora a Zona Sul mostre um valor média de Ant-Tracking superior tanto à Zona Norte quanto a região não reservatório do Quissamã, a diferença observada na média é menor do que o desvio padrão destas medidas.**

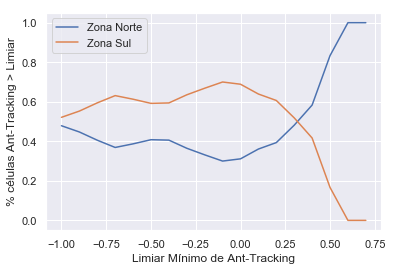


**Tabela 6 – Número de células por zona com valores de Ant-Tracking superiores a -0.91. O valor de -0.91 corresponde ao valor médio de Ant-Tracking na região sobre o contato óleo-água dentro da Formação Quissamã adicionado ao desvio padrão do valor de Ant-Tracking nesta mesma região.**



**Tabela 7 - Número de células por zona com valores de Ant-Tracking superiores a -0.78. O valor de -0.78 corresponde ao valor médio de Ant-Tracking na região sobre o contato óleo-água dentro da Formação Quissamã adicionado à três vezes o desvio padrão do valor de Ant-Tracking nesta mesma região.**





**Figura 22 - Porcentagem de células localizadas na Zona Norte ou Sul para cada valor mínimo de Ant-Tracking (Limiar). Nota-se que para Ant-Tracking de -1,0 os valores se distribuem igualmente entre as duas zonas, refletindo a separação das duas zonas pela Latitude mediana do reservatório. Para valores entre -0.8 e 0, valores que se correlacionam com elevadas intensidades de fraturamento, 60% a 75% dos valores encontram-se na Zona Sul. Para os poucos (n = 151) valores positivos de Ant-Tracking, estes concentram-se fortemente na Zona Norte. Assim indicando que as descontinuidades ocorrem de maneira mais disseminada pela Zona Sul enquanto concentram-se em uma área de alta descontinuidade na Zona Norte.**