

**UFRRJ**  
**INSTITUTO DE AGRONOMIA**  
**CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM AGRONOMIA**  
**CIÊNCIA DO SOLO**

**DISSERTAÇÃO**

**Mapeamento Digital de Atributos Físicos e Químicos  
do Solo na Península de Keller- Ilha Rei George-  
Antártica Marítima**

**André Geraldo de Lima Moraes**

**2013**



**UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO RIO DE JANEIRO  
INSTITUTO DE AGRONOMIA CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM  
AGRONOMIA CIÊNCIA DO SOLO**

**MAPEAMENTO DIGITAL DE ATRIBUTOS FÍSICOS E QUÍMICOS DO  
SOLO NA PENÍNSULA DE KELLER- ILHA REI GEORGE-  
ANTÁRTICA MARÍTIMA**

**ANDRÉ GERALDO DE LIMA MORAES**

*Sob a Orientação do Professor*  
**Márcio Rocha Francelino**

*e Co-orientação do Professor*  
**Marcos Gervasio Pereira**

Dissertação submetida como  
requisito parcial para obtenção do  
grau de **Mestre**, no Curso de Pós-  
Graduação em Agronomia, Área de  
Concentração em Ciência do Solo

Seropédica, RJ  
Dezembro de 2013

631.498173

B569a

T

Moraes, André Geraldo de Lima Moraes, 1988-  
Mapeamento Digital de Atributos Físicos e Químicos  
do solo na Península de Keller- Ilha Rei George-  
Antártica Marítima/ André Geraldo de Lima Moraes –  
2013.  
54f.: il.

Orientador: Márcio Rocha Francelino.

Dissertação (mestrado) – Universidade Federal  
Rural do Rio de Janeiro, Curso de Pós-Graduação  
em Agronomia.

ETC.....

É permitida a cópia parcial ou total desta Dissertação, desde que seja citada a fonte.

**UNIVERSIDADE FEDERAL RURAL DO RIO DE JANEIRO  
INSTITUTO DE AGRONOMIA  
CURSO DE PÓS-GRADUAÇÃO EM AGRONOMIA – CIÊNCIA DO SOLO**

**ANDRÉ GERALDO DE LIMA MORAES**

Dissertação submetida como requisito parcial para obtenção do grau de **Mestre**, no Curso de Pós-Graduação em Agronomia, Área de Concentração em Ciência do Solo.

DISSERTAÇÃO APROVADA EM 27/12/2013.

---

Márcio Rocha Francelino. Dr. UFRRJ.  
(Orientador)

---

Leonardo Duarte Batista da Silva. Dr. UFRRJ

---

Waldir de Carvalho Junior. Dr. EMBRAPA Solos

## DEDICATÓRIA

*Aos meus pais, Geraldo Magela Moraes e Maria José de Lima Moraes,  
aos meus irmãos Alexandre Tadeu Moraes e Adriano Henrique Moraes,  
aos familiares, amigos,  
e a meus tutores.*

*Dedico*

## AGRADECIMENTOS

À Universidade Federal de Rural do Rio de Janeiro, pela oportunidade de realização do curso.

Ao CNPq, pela concessão da bolsa.

Ao professor Márcio Rocha Francelino, pela orientação, pela oportunidade de participar do projeto Criossolos e ensinamentos.

Ao professor Marco Gervasio Pereira, pela co-orientação e ensinamentos.

À Marinha do Brasil, ao Ministério do Meio Ambiente e ao CNPq, pelo apoio dado durante as XXX e XXXI Operação Antártica Brasileira (OPERANTAR).

Ao grupo base da XXX OPERANTAR, especialmente a Carlos Alberto Vieira Figueiredo (Baiano) e Roberto Lopes dos Santos (Santinho), que doaram suas vidas a esta missão.

Aos professores Marcos BacisCeddia e Michele Duarte de Menezes, pelo apoio e ensinamentos.

Aos pesquisadores Waldir de Carvalho Junior e Cesar da Silva Chaga, pelo apoio e ensinamentos.

Aos membros da banca, Waldir de Carvalho Junior e Leonardo Duarte Batista da Silva, por aceitarem fazer parte da mesma em uma data pouco usual.

Aos meus pais, irmãos e familiares, pelo apoio.

À minha namorada Cecília Costa do Carmo e Silva, pelo apoio e paciência.

Ao Amigo Alessandro Samuel Rosa, pelo apoio, ensinamentos e amizade.

Aos amigos Cassio, Leandro, Wanderlei e Felipe pelo apoio e Amizade.

Aos Membros do Laboratório de Gênese e Classificação de Solos (LGCS) pelo apoio e amizade.

Aos Membros do Laboratório de Geoprocessamento do Departamento de Silvicultura Instituto de Florestas da UFRRJ (GEOFLORA) pelo apoio e amizade.

A todos os professores e funcionários do departamento de solos da UFRRJ, em especial à professora Dra. Lúcia Helena Cunha dos Anjos, pelo apoio e ensinamentos.

Aos amigos antárticos Pedro, Eduardo e Daniel (alpinista), pela ajuda na coleta.

A outros que por descuido não tenham sido citados, mas que, de diferentes formas, contribuíram para a concretização deste trabalho.

## **BIOGRAFIA**

André Geraldo de Lima Moraes nasceu no município de Muzambinho - MG, no dia 15 de outubro de 1988. Em 2006 concluiu o curso Técnico em Agropecuária na Escola Agrotécnica Federal de Muzambinho – MG (atual IFET – Sul de Minas, campus Muzambinho). Em 2007 ingressou no curso de graduação em Engenharia Agrônômica da Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, concluindo-o em 2011. Em 2012 ingressou no Mestrado no programa de Pós-graduação em Agronomia - Ciência do Solo, na Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro.

## RESUMO

MORAES, André Geraldo de Lima. **Mapeamento digital de atributos físicos e químicos do solo na Península de Keller - Ilha Rei George - Antártica Marítima**. 2013. 52f. Dissertação (Mestrado em Agronomia Ciência do Solo). Instituto de Agronomia, Departamento de Solos, Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, Seropédica, RJ, 2013.

Este trabalho teve como objetivo avaliar diferentes métodos de mapeamento digital para a predição de atributos físicos e químicos de solos, e fornecer mapas e dados que possam subsidiar o entendimento dos principais processos envolvidos na pedogênese e desenvolvimento da paisagem, através do uso de atributos de terreno, na península de Keller, Ilha Rei George, Antártica Marítima. Para tanto foram coletadas amostras de solo em 55 pontos, em forma grade semirregular, de maneira que cobrisse grande parte da área livre de gelo da península. As amostras foram coletadas nas profundidades de 0-5, 5-10 e 10-30 cm. Foram quantificados pH, carbono orgânico total (COT), Ca, Mg, Al, H+Al, P, K, Na, soma de bases (S), saturação de bases (V%) e porcentagem de terra fina. Somente foram espacializados os atributos que possuíam distribuição normal dos dados naturalmente, estes foram: pH, S, COT (5-10 cm) e porcentagem de terra fina. Foram testados três métodos de espacialização: regressão linear múltipla (RLM), krigagem ordinária (KO) e krigagem com deriva externa (KDE). Para a utilização nos modelos de RLM e KDE foram geradas 12 covariáveis de terreno geradas a partir de um modelo digital de elevação (MDE) de resolução de 5 m. Para a escolha das covariáveis foi utilizado o procedimento *stepwise*, utilizando o critério de *Akaike*, e posterior análise de correlação entre as covariáveis selecionadas, para evitar efeito de multicolinearidade. As mesmas covariáveis utilizadas na RLM foram utilizadas na KDE na predição das respectivas variáveis. Os resultados mostraram que a utilização de covariáveis pode ajudar no entendimento dos processos pedogenéticos atuantes na área e na espacialização de alguns atributos físicos e químicos das áreas na península Keller. O método de KO mostrou-se mais eficiente na espacialização do atributo pH. Enquanto que a KDE mostrou-se mais eficiente na espacialização dos atributos soma de bases e carbono orgânico total. E a RLM foi o método mais eficiente na espacialização do atributo percentual de terra fina, segundo os índices avaliados.

**Palavras – chave:** Krigagem com deriva externa. Covariáveis ambientais. Ambiente periglacial.

## ABSTRACT

MORAES, André Geraldo de Lima. **Digital mapping of physical and chemical attributes of soils in the Keller peninsula –King George Island - Maritime Antarctica.** 2013. 52p. Dissertation (Master Science in Agronomy, Soil Science). Instituto de Agronomia, Departamento de Solos, Universidade Federal Rural do Rio de Janeiro, Seropédica, RJ, 2013.

This study aimed to evaluate different methods of digital mapping for the prediction of physical and chemical properties of soils, and to provide maps and data to support the analyses of the main processes involved in the pedogenesis and landscape development, through the use of land attributes in the Keller peninsula, King George Island, Maritime Antarctica. Soil samples were collected at 55 points in a semi regular grid fashion, set to cover much of the ice-free area of the peninsula. Samples were collected at depths of 0-5, 5-10 and 10-30 cm. The variables pH, total organic carbon (TOC), Ca, Mg, Al, H + Al, P, K, Na, sum of bases (S), base saturation (V%), and percentage of fine earth were quantified. Only the attributes that showed data normal distribution naturally were spatialized, and they were the following: pH, S, TOC (5-10 cm), and fine earth percentage. Three methods of spatialization were tested: multiple linear regression (MLR), ordinary kriging (OK) and kriging with external drift (KDE). For usage in models of RLM and KDE, 12 covariates were generated from a digital elevation model (DEM) with resolution of 5 m. To choose the covariates, it was applied a stepwise procedure, using the Akaike criterion, with the further analysis of correlation between selected covariates, in order to avoid the effect of multicollinearity. The same covariates used in the MLR were used in the KDE, to predict the respective variables. The results showed that the use of covariates may help in the understanding of pedogenic processes in the area and the spatial distribution of some physical and chemical attributes of lands in the Keller Peninsula. The OK method was more efficient at the spatialization of the attribute pH. On the other hand, the KDE method was more efficient in spatializing the attributes sum of bases and total organic carbon. And the MLR method was the most efficient for interpolation of the fine earth percentage attribute, according to the indices evaluated.

**Keywords:** Kriging with external drift. Environmental co-variables. Periglacial environment.

## SUMÁRIO

<b>1 INTRODUÇÃO .....</b>	<b>1</b>
<b>2 REVISÃO DE LITERATURA.....</b>	<b>3</b>
2.1 Criossolos da Antártica.....	3
2.2 Mapeamento Digital de Solos.....	4
2.3 Técnicas Geoestatísticas, Estatísticas e Híbridas.....	4
<b>3 MATERIAL E MÉTODOS.....</b>	<b>6</b>
3.1 Área de Estudo.....	6
3.2 Clima.....	6
3.3 Geologia.....	7
3.4 Geomorfologia.....	8
3.5 Cobertura Vegetal.....	9
3.6 Coletas das Amostras de Solo.....	10
3.7 Análises de Solo.....	10
3.7.1 Análises físicas:.....	10
3.7.2 Análises químicas:.....	10
3.8 Covariáveis Ambientais.....	12
3.9 Delineamento Estatístico.....	12
3.10 Métodos de Espacialização Utilizados.....	13
3.10.1 Regressão linear múltipla.....	13
3.10.2 Krigagem ordinária.....	14
3.10.3 Krigagem com deriva externa.....	15
3.11 Comparações Entre Métodos.....	15
<b>4 RESULTADOS E DISCUSSÃO.....</b>	<b>17</b>
4.1 Covariáveis Geradas e suas Correlações.....	17
4.2 Espacialização da Variável pH.....	22
4.3 Espacialização da Variável Soma de Bases.....	27
4.4 Espacialização da Variável Carbono Orgânico Total.....	31
4.5 Espacialização da Variável Porcentagem de Terra Fina.....	35
<b>5 CONCLUSÕES.....</b>	<b>39</b>
<b>6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....</b>	<b>40</b>
<b>7 ANEXOS.....</b>	<b>44</b>

## 1 INTRODUÇÃO

A Antártica é a região compreendida ao sul do paralelo 60° S, incluindo a parte continental, as ilhas sub-Antárticas e grande parte do Oceano Glacial Antártico. É conhecido como o continente dos superlativos por ser o mais frio, o mais seco, o mais alto, o mais isolado, o mais desconhecido e o mais preservado de todos os continentes. Esta região influencia as circulações atmosféricas e oceânicas globais, sendo considerada o principal componente do sistema climático da Terra, cujas alterações podem gerar impactos de diferentes magnitudes em todo o planeta (SERCIM, 2009).

Devido à sua importância ambiental e a divergências geopolíticas internacionais foi criado o Tratado da Antártica, que entrou em vigor em 1961 e estabeleceu que essa região devesse ser destinada para fins pacíficos, proibindo atividades militares e garantindo a liberdade para a pesquisa científica. Em 1991, foi adotado o Protocolo de Proteção Ambiental para o Tratado da Antártica, ou Protocolo de Madri que, dentre outros aspectos, designa a Antártica como reserva natural consagrada à paz e a ciência e define princípios ambientais para o gerenciamento de todas as atividades naquela região (SERCIM, 2009).

O Brasil aderiu ao Tratado em 1975 e, em 1982, com a criação do Programa Antártico Brasileiro (PROANTAR) (Decreto 86.830/82) e a instalação dos primeiros módulos da Estação Antártica Comandante Ferraz (EACF) no verão de 1983/84, tornou-se membro consultivo do tratado, ou seja, com direito a voto. Para isso, o país deve manter um programa substancial de pesquisa científica na região (FERREIRA et al., 2009).

O continente Antártico pode ser dividido em duas regiões: a parte continental, que é mais fria e seca (conhecida como deserto gelado), e a Antártica Marítima, que é mais úmida e possui um ecossistema mais diversificado e dinâmico.

Os estudos dos ecossistemas terrestres da Antártica se concentram nas áreas livres de gelo distribuídas ao longo da costa e em cadeias montanhosas e que representam cerca de 2% da área total do continente (CAMPBELL AND CLARIDGE 1987). As pesquisas brasileiras estudam principalmente a região da Antártica Marítima, que engloba a costa oeste da Península Antártica, ao norte do paralelo 70° S, e os arquipélagos das Sandwich e Shetlands do Sul. Esta é a parte mais quente e úmida da Antártica, na qual os solos permanecem descongelados por praticamente três meses por ano. As condições Climáticas (temperaturas mais elevadas e maior precipitação) favorecem a atividade biológica, com o desenvolvimento de algas, líquens, e extensos tapetes de musgos, além das duas únicas plantas superiores que ocorrem na Antártica: a *Deschampsia antarctica* e a *Colobanthus quitensis* (SIMAS et al., 2006). Estas condições também favorecem um maior desenvolvimento dos solos desta região quando comparado às condições da porção continental do continente Antártico.

Os solos antárticos despertam grande interesse científico, pois representam o resultado da interação de fatores de formação do solo em condições únicas no planeta. O entendimento dos processos de intemperismo químico e físico na formação e/ou transformação de minerais e da dinâmica biogeoquímica nestas condições extremas é de grande relevância não só para o entendimento do ecossistema Antártico, mas também para a melhor compreensão da formação de solos em outras regiões do planeta (SIMAS et al., 2006).

Neste contexto, os solos da Antártica Marítima tem sido alvo de vários estudos (BEYER et al., 2000; LEE et al., 2004; MICHEL et al., 2006; SCHAEFER et al., 2008; FRANCELINO et al., 2011; MOURA et al., 2012), os quais foram de grande importância para entendimento dos processos de formação do solo e aumento do conhecimento sobre as classes de solos predominantes nesta região.

No entanto ainda existem poucos trabalhos relatando a distribuição espacial destes solos, seja como classes taxonômicas ou atributos químicos e físicos do solo. E também,

muito pouco se sabe sobre a utilização de técnicas de mapeamento digital de solos (MDS) em condições de ambiente antártico.

O objetivo deste trabalho é avaliar diferentes métodos de mapeamento digital para a predição de atributos físicos e químicos de solos, fornecer mapas e dados que possam subsidiar o entendimento dos principais processos envolvidos na pedogênese e desenvolvimento da paisagem, através do uso de atributos de terreno, na península de Keller, Ilha Rei George, Antártica Marítima.

## 2 REVISÃO DE LITERATURA

### 2.1 Criossolos da Antártica

O continente Antártico possui condições únicas no que diz respeito às temperaturas, regime hídrico e restrição à adaptação das plantas, sendo este o mais frio dos continentes. Porém, mesmo nestas condições, ainda ocorre a formação de solos, ainda que em taxas muito lentas (BEYER et al., 1999).

Os solos formados em ambientes muito frios (polares, subpolares, e altas altitudes) são conhecidos como solos criogênicos ou Criossolos. Estes solos possuem como principal característica a presença de uma camada permanentemente congelada, chamada de permafrost. Os Criossolos ocorrem em áreas que apresentam ciclos de congelamento e descongelamento, apresentando permafrost dentro dos primeiros 100 cm contados a partir da superfície do solo, além de apresentar evidências de crioturbação. Estes se apresentam frequentemente pouco espessos (menor que 1m) e permanecem saturados de água durante o período de degelo (verão), sem apresentar feições associadas a redução e redistribuição de ferro (WRB, 2007).

O desenvolvimento dos solos nessa região é marcado predominantemente pelo intemperismo físico, porém em várias áreas do continente o intemperismo químico e biológico possui papel relevante, podendo ocorrer em áreas específicas ocasionar processos como brunificação alcalinização/salinização, podzolização, calcificação descalcificação, paludização, gleização, melanização e fosfatização (BOCKHEIN et al 2006; SIMAS et al., 2006). Em geral estes solos apresentam textura grosseira, com as partículas maiores que 2 mm representando geralmente 50% ou mais da fração sólida. O desenvolvimento dos horizontes é fraco e diminui de intensidade com o aumento da profundidade (BOCKHEIN et al 2006).

O grau de intemperismo dos solos da Antártica é variável de acordo com o clima, relevo e idade. Os solos existentes nas regiões continentais são formados em condições de baixa temperatura e aridez. Nestas regiões, os processos pedológicos ocorrem de forma muito lenta, fazendo com que os solos sejam muito semelhantes ao material de origem (CAMPBELL & CLARIDGE, 1987). Estes solos são afetados por processos de oxidação e salinização, sendo o conteúdo de água presente na camada ativa inferior a 4%, e os teores de matéria orgânica são inexpressivos (BEYER et al., 1999).

Já nas áreas mais próximas da costa, denominadas de Antártica Marítima, as temperaturas são mais elevadas e as taxas de precipitação são maiores, o que contribui para o incremento do conteúdo de água na camada ativa, o que irá favorecer a colonização do solo por espécies vegetais e microrganismos. Estes fatores, associados à presença da macrofauna, favorecem os processos de hidrólise dos minerais e lixiviação de bases (CAMPBELL & CLARIDGE, 1987). Em tais áreas, ocorrem outros processos pedogenéticos como crioturbação, acidificação e podzolização (BEYER et al., 1999).

SIMAS et al., (2006), estudando os solos das áreas livres de gelo da Baía do Almirantado, na ilha Rei George, arquipélago das Shetlands do Sul, encontraram permafrost iniciando antes dos primeiros 100 cm de profundidade em quase todos os perfis estudados. Estes solos apresentavam feições típicas de crioturbação, como: padrões no terreno (*patterned ground*), horizontes quebrados e irregulares e orientação vertical de pedras dentro do perfil de solo. Os solos estudados também apresentaram grande proporção de partículas maiores que 2mm (incluindo grandes fragmentos de rocha). A maioria dos solos apresentou permafrost iniciando a partir de 40 a 60 cm da superfície do solo, enquadrando estes solos na ordem dos Gelissolos e no grupo dos Criossolos, de acordo com o Soil Taxonomy (SSSA 2003) e o sistema do World Reference Base for Soil Resources (WRB, 2007), respectivamente.

SIMAS et al. (2006) dividiram os solos encontrados na península Keller em dois grandes grupos: aqueles oriundo de basaltos e andesitos; e os tiomórficos formados a partir de andesitos piritizados. De acordo com esses autores, o primeiro grupo caracteriza-se por uma grande mistura de material basáltico e andesítico, devido à intensa crioturbação e o retrabalhamento do till nas áreas livres de gelo, principalmente pela ação de antigas geleiras que cobriram parte da península. A morfologia destes solos reflete à origem destes materiais, com predomínio de cores mais escuras onde há maior influência de basalto e cores cinzas-esverdeadas onde há maior influência de material andesítico. Estes solos são praticamente desprovidos de vegetação, apresentando baixos teores de C e N e elevados valores de pH, Na<sup>+</sup> e Ca<sup>2+</sup>. Os solos oriundos de morainas estáveis e terraços marinhos frequentemente possuem suas camadas mais profundas saturadas por água, chegando a formar horizontes gleizados.

Os solos do segundo grupo apresentam-se normalmente bem drenados, com feições claras de crioturbação e cores amareladas. Estes solos apresentam pH muito baixo devido a oxidação de sulfetos e formação de sulfatos secundários (jarosita). Apresentam também caulinita, indicando a presença de intemperismo químico de minerais primários. O pH baixo destes solos favorece a floculação de partículas finas e a formação de pequenos agregados (SIMAS et al., 2006).

## 2.2 Mapeamento Digital de Solos

A predição e o Mapeamento Digital de Solos (MDS) – *Digital Soil Mapping*– tiveram suas bases estabelecidas por MCBRATNEY et al. (2003) e definidas por LAGACHERIE & MCBRATNEY (2006) como “a criação e a população de sistemas de informação espacial de solos por meio de modelos numéricos visando inferir as variações espaciais e temporais de classes e propriedades do solo, a partir de observações, conhecimento e dados de covariáveis ambientais relacionados”.

O MDS foi desenvolvido na busca de soluções para as incertezas comuns no método tradicional. Neste contexto, novas abordagens de modelagem quantitativa dos solos têm sido propostas, a fim de descrever, classificar e estudar os padrões de variação espacial dos solos na paisagem, objetivando melhorar o conhecimento da variabilidade espacial dos solos, da precisão e da qualidade da informação, através de diversas técnicas quantitativas, chamadas no conjunto, de Pedometria (“*Pedometrics*”) (WEBSTER, 1984).

O MDS é realizado através do uso de funções de predição espacial de solos (FPES). Tais funções constituem um método de ajuste das relações quantitativas existentes entre o solo e o ambiente em que o mesmo ocorre. A estrutura das FPES é simplificada por  $S = f(s, c, o, r, p, a, n)$  que constitui o modelo *scorpan*, onde  $S$  = classe ou propriedade do solo a ser predita em função de  $s$  = informação do solo previamente disponível,  $c$  = clima,  $o$  = organismos,  $r$  = relevo,  $p$  = material de origem,  $a$  = tempo, e  $n$  = posição espacial (MCBRATNEY et al., 2003). Esse modelo constitui uma generalização do bastante conhecido modelo *clorpt* (JENNY, 1941):  $S = f(cl, o, r, p, t)$ , onde  $S$  = solo, função de  $cl$  = clima,  $o$  = organismos,  $r$  = relevo,  $p$  = material de origem e  $t$  = tempo).

A abordagem *scorpan* permite prever as propriedades do solo levando em consideração a variabilidade espacial. Além disso, os produtos gerados por MDS incluem os conceitos de incerteza e acurácia associados às FPES (SAMUEL-ROSA et al., 2012; MCBRATNEY et al., 2000).

## 2.3 Técnicas Geoestatísticas, Estatísticas e Híbridas

Diferentes técnicas de interpolação, como a geoestatística, têm sido utilizadas com diferentes graus de sucesso e têm sido melhoradas para obtenção de mapas de atributos do solo mais precisos (MCBRATNEY et al., 2003).

A krigagem e suas variantes são reconhecidas como técnicas de interpolação espacial primárias desde a década de 70. Esta técnica é bem documentada (JOURNEL & HUIJBREGTS, 1978; ISAAK & SRIVASTAVAS, 1989) e têm sido amplamente empregada por cientistas de solo. A krigagem ordinária depende apenas de esquema de ponderação ditada pelo variograma, onde amostras mais próximas têm grande impacto na predição final (BISHOP & MCBRATNEY, 2001). Atualmente, a principal vantagem da krigagem ordinária é que esta é considerada uma técnica menos complicada quanto ao uso e é incluída em uma gama de pacotes e softwares (HENGL et al., 2007).

Técnicas estatísticas como a Regressão linear Múltipla, que utilizam de covariáveis (variáveis de terreno), vêm sendo utilizado por vários pedólogos para especializar atributos do solo como também para entender melhor os processos pedogenéticos mais importantes em cada região (BURT & BUTCHER, 1985; VOLTZ, 1997 e BOURNNANE et al., 2000).

Uma vez que a krigagem ordinária emprega apenas dados observados para mapear locais não visitados, outras inovações mais recentes têm sido utilizadas, tais como as técnicas híbridas. Essas técnicas aliam a utilização de covariáveis excessivamente estudadas (métodos estatísticos) e a geoestatística. As técnicas híbridas incluem correlações com atributos ambientais e tem sido cada vez mais utilizadas devido à possibilidade de trabalhar informações secundárias, o que têm frequentemente resultado em predições locais mais acuradas (GOOVAERTS, 1999; MCBRATNEY et al., 2000).

As técnicas híbridas mais difundidas são a regressão krigagem (RK) e a krigagem com deriva externa (KDE). A krigagem universal é um tipo especial de krigagem onde a superfície de tendência é modelada a partir das coordenadas de posicionamento. Quando se usa outras covariáveis que não sejam as coordenadas, como as de terreno, o nome comumente utilizado é krigagem com deriva externa. A regressão krigagem é um método onde são feitas separadamente a regressão linear (simples ou múltipla) e posterior krigagem dos resíduos desta regressão, e somadas as duas (HENGL 2007). É importante enfatizar que as técnicas de RK e KDE descrevem genericamente um mesmo método e que deve resultar em predições e erros de predições semelhantes se os mesmos coeficientes de entrada forem usados. As maiores diferenças entre os métodos estão nas etapas seguidas em cada um (HENGL 2003).

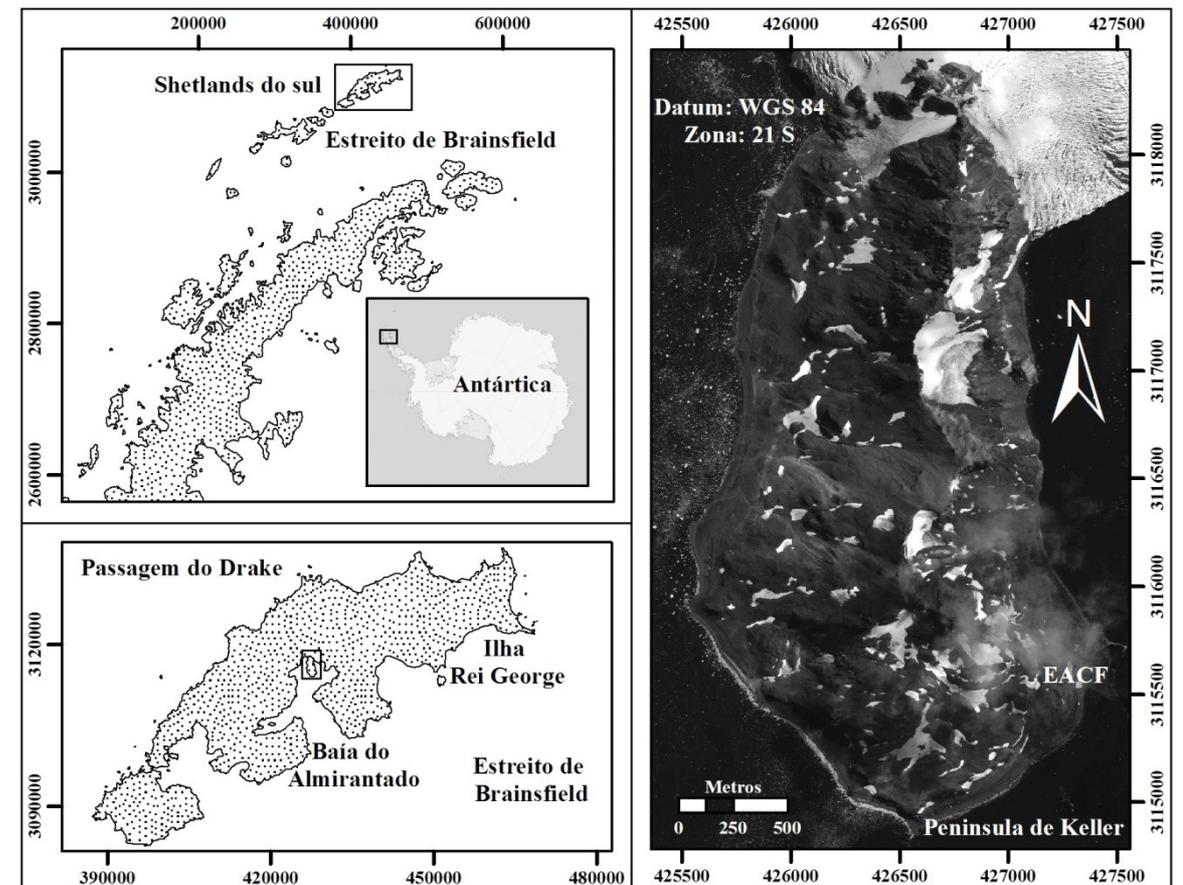
Estudos têm mostrado que técnicas híbridas tem obtido melhor desempenho que a krigagem ordinária e as regressões lineares múltiplas (ODEH et al., 1995; HERBST et al., 2006; SUMFLETH & DUTTMANN, 2008; ZHU & LIN, 2010, BOURNNANE 2000), onde os resultados são mais detalhados e as predições têm apresentado elevada acurácia (HENGL et al., 2004).

A krigagem requer a determinação de semivariogramas que devem ser calculados com um considerável número de pontos (WEBSTER & OLIVER, 1992) em escala apropriada. A quantidade de amostras é um dos fatores que mais influenciam na acurácia desse método (SCHLOEDER et al., 2001), especialmente em áreas com paisagens mais complexas, com relevo mais movimentado. Extensivas amostragens nem sempre são viáveis devido a restrições quando ao custo e tempo (ZHU & LIN, 2010). WEBSTER & OLIVER (1992) reportam que é necessário mais que 100 pontos para a estimação de um variograma regular, enquanto que KERRY & OLIVER (2007) mostraram que 50 pontos em distância apropriada uns dos outros já é adequado. E ainda, não apenas a quantidade de pontos, mas também o espaçamento entre amostras e o grau de dependência espacial são relevantes na acurácia da interpolação. Uma interpolação mais precisa, com uma menor quantidade de amostras, consiste numa importante questão (ZHU & LIN, 2010), e neste contexto as covariáveis ambientais levantadas podem contribuir para uma maior acurácia de interpolação com reduzida quantidade de pontos amostrados.

### 3 MATERIAL E MÉTODOS

#### 3.1 Área de Estudo

O estudo foi realizado na península de Keller, localizada na Baía do Almirantado, Ilha Rei George, Antártica Marítima ( $62^{\circ} 05' 06''$  S  $58^{\circ} 24' 12''$  W), onde está instalada a Estação Antártica Comandante Ferraz- EACF (Figura 1), que é o local de apoio para os trabalhos de pesquisadores brasileiros naquela região.



**Figura 1:** Mapa de localização da Península de Keller, Ilha Rei George, Antártica Marítima.

#### 3.2 Clima

O clima na Ilha Rei George é classificado como subpolar marítimo (SETZER & HUNGRIA, 1994). Apresenta temperatura média anual de  $-1.8^{\circ}\text{C}$ , sendo os meses de julho o mais frio com média de  $-6.4^{\circ}\text{C}$  e mínima de  $-27.7^{\circ}\text{C}$ , e o mês de fevereiro o mais quente com média de  $2.3^{\circ}\text{C}$  e máxima de  $10.4^{\circ}\text{C}$  (Tabela 01).

A Península de Keller apresenta precipitação líquida anual de aproximadamente 366 mm, bem distribuída ao longo do ano, sendo um pouco mais concentrada nos meses de março e abril, em que se verifica também maior precipitação de água líquida (INPE, 2003).

Os ventos apresentam uma média anual de  $5,9 \text{ m}\cdot\text{s}^{-1}$  (cerca de 21 km/h), sendo maior durante o período de inverno. No entanto, verifica-se constante presença de rajadas, que alcançaram velocidade de até 49 m/s, ou seja, 176 km/h (INPE, 2002). Já a umidade relativa está quase sempre acima dos 80%, apresentando uma média anual de 85,2% (INPE, 2003).

**Tabela 01:** Resumo dos dados climáticos coletados pela estação meteorológica da EACF, de 1986 a 2003.

Mês	Temperatura do ar (°C)			Vel. Vento (m.s <sup>-1</sup> )	Precipitação (mm)	Umidade relativa (%)
	Média	Min.	Máx.			
Jan.	2,2	-5,2	14,0	5,3	34,4	86,6
Fev.	2,3	-7,0	10,7	5,3	38,1	85,7
Mar.	1,1	-10,2	10,3	5,8	44,2	86,0
Abr.	-1,3	-17,0	10,9	5,7	43,4	86,2
Mai	-3,3	-23,5	7,5	5,3	25,2	84,0
Jun.	-5,8	-25,0	7,3	6,3	21,7	84,8
Jul.	-6,4	-27,7	6,3	6,4	21,7	84,8
Ago.	-5,1	-14,7	0,8	6,6	22,3	86,2
Set.	-4,1	-21,1	7,7	6,6	23,0	85,7
Out.	-2,2	-16,1	7,1	6,5	21,6	87,7
Nov.	0,0	-12,0	14,4	5,9	42,8	84,2
Dez.	1,3	-5,1	12,0	5,4	28,3	84,1
<b>Anual</b>	-1,8	-27,7	14,4	5,9	366,7	85,2

Fonte: INPE (2003).

### 3.3 Geologia

Na Península Keller, os eventos vulcânicos são distinguíveis por uma sucessão de rochas variando de basaltos andesíticos, aluminosos, até rochas andesíticas, tufos e conglomerados. O conjunto é atravessado por diques e intrudido por corpos plutônicos com mineralização sulfetada, que afetam os padrões geoquímicos locais. A ampla redistribuição de sedimentos glaciais do Quaternário na forma de tálus, morainas e rampas de deposição (*scree slope*), alterou profundamente a distribuição geoquímica, mascarando os efeitos locais (FRANCELINO et al., 2004). Com base em observações de campo e dados da literatura, especialmente os mapas geológicos publicados por pesquisadores poloneses (BIRKENMAJER, 1982, 2001), FRANCELINO (2004) elaborou um mapa ajustado e mais detalhado com as principais litologias presentes na Península Keller. Com base nestes dados foram reconhecidos os seguintes grupos de ocorrência na Península (Figura 02), que serão descritos a seguir:

#### 3.3.1 Grupo Enseada Martel

Segundo BIRKENMAJER (1980, 2001), este grupo é composto por diversos complexos vulcânicos do tipo estratocone terrestre, emitidos a partir de diferentes centros, e com mais de 1.160 m de espessura, com sobreposições entre emissões. Possui natureza calcioalcalina, relacionada à subducção da crosta do Oceano Pacífico sob a borda continental Antártica. As lavas variam de composição desde basálticoandesítica até basaltos aluminosos e andesitos, com vulcânicas ácidas-intermediárias subordinadas (riólitos e dacitos). O grupo apresenta-se intensamente cloritizado e carbonatizado (FRANCELINO et al., 2004).

#### 3.3.2 Intrusão Andina - Grupo Pico Wegger, com sulfetos

Este Grupo foi introduzido para representar os inúmeros plútons “tipo andinos” da Ilha Rei George (BIRKENMAJER, 2001). Sua composição varia de quartzo-gabro até quartzo-diorito, sendo frequentemente associados com mineralizações sulfetadas do tipo quartzo-pirita/calcopirita. Ocorrem apenas no Bloco elevado de Barton (Horst), cortando os depósitos vulcânicos estratiformes do Grupo Enseada Martel (FRANCELINO et al., 2004).

### 3.3.3 Diques vulcânicos grupo Baía do Almirantado

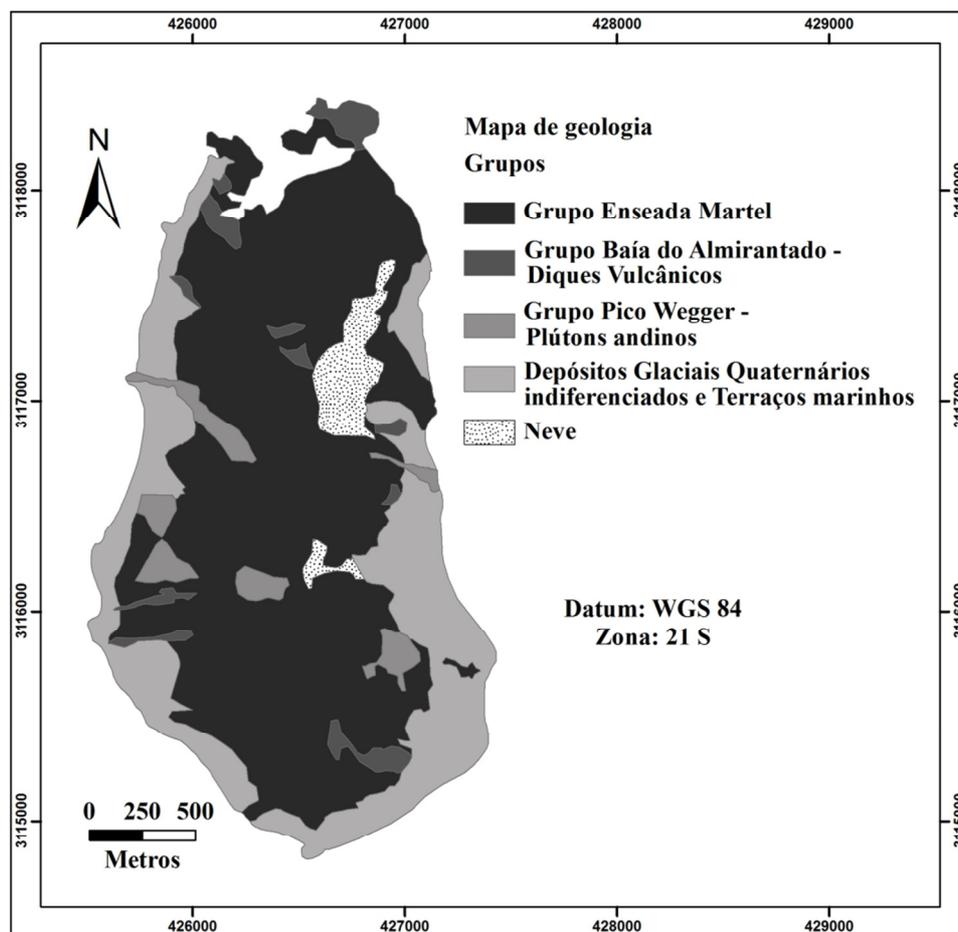
São diques hipoabissais relacionados a zonas de falhas, de dimensões decamétricas até métricas, que cortam o Grupo Enseada Martel, com composições variando de basaltos a andesitos. Alguns representam condutos vulcânicos do complexo estratiforme, sendo, assim, contemporâneos do vulcanismo Enseada Martel (FRANCELINO et al., 2004).

### 3.3.4 Depósitos glaciais Quaternários indiferenciados

Depósitos superficiais de scree, terraços marinhos, fluvioglaciais e outros, relacionados a transporte e deposição de geleiras ou águas de degelo.

## 3.4 Geomorfologia

O ponto de maior altitude da península está próximo dos 340 metros (pico Norte). Cerca de 70% do seu relevo está entre ondulado e forte ondulado, considerando as classes definidas em EMBRAPA (1988). A face oeste da possui relevo mais suave, em contraste com o relevo bastante movimentado na parte leste.



**Figura 02:** Mapa de geologia da península de Keller (simplificado e adaptado de FRANCELINO (2004) e BIRKENMAJER (1982, 2001)).

A ponta sul da península expõe uma paisagem mais estável, o que é evidenciado pela presença de feições com formas mais arredondadas e estabilizadas, o que não ocorre na face

leste. Isso deve ao fato dessa área ter sido a primeira a ser exposta com o recuo da geleira que cobria essa região (FRANCELINO, 2004).

A parte central da península, no sentido norte-sul, é dividida por cristas agudas (aretês), interrompidas ao sul pelo Morro da Cruz (pico *Flagstaff*), no centro pelo platô Tyrrel (com cerca de 40.000 m<sup>2</sup>) e ao norte pelo Pico Norte (Pico Birkenmajer) (Figura 3). A paisagem ao sul é dominada pela presença do Morro da Cruz, com 265 m de altitude. No seu topo existe um pequeno platô com cerca de 9.800 m<sup>2</sup> entre as duas cristas rochosas. Já o norte apresenta altitude média maior, possuindo o ponto mais alto da península, o Pico Norte, com aproximadamente 340 m (FRANCELINO et al., 2004).

FRANCELINO (2004) mapeou as unidades geomorfológicas da península, e no total foram identificadas 18 unidades (Tabela 02). Onde as feições de natureza deposicional predominaram, com destaque para as rampas de deposição (*screeslopes*), que somam mais de 25% da área da península.



**Figura 03:** Vista da face leste da península de Keller.

**Tabela 02:** Contribuição de cada feição geomorfológica na paisagem da Península de Keller

Feições	Área (m <sup>2</sup> )	%
Afloramento de rocha	325.526,5	6,4
Circo glacial	305.078,4	6,0
Escarpa de gelo	12.072,9	0,2
Escarpa e crista rochosa	331.130,7	6,5
Felsenmeer	280.530,2	5,5
Geleira	49.759,5	10,0
Língua glacial	49.759,5	1,0
Moraina	120.360,0	2,4
Neve	630.593,4	12,5
Planície fluvioglacial	68.467,5	1,4
Platô	62.896,6	1,2
Praia	65.957,5	1,3
Protálus	272.702,3	5,4
Screeslope	1.269.798,7	25,1
Tálus	546.736,3	10,7
Terraço marinho 1º nível	56.741,5	1,1
Terraço marinho 2º nível	142.323,1	2,8
Terraço marinho 3º nível	12.828,2	0,3
Total	5.061.803,0	100

Obs: Adaptado de FRANCELINO et al., 2004

### 3.5 Cobertura Vegetal

A flora terrestre das áreas livres de gelo da Baía do Almirantado é dominada por plantas inferiores, compostas principalmente por espécies de líquens, algas e musgos; apenas duas espécies de Angiospermas estão presentes: *Deschampsia antarctica* Desv., pertencente à família Gramineae-Poaceae, e *Colobanthus quitensis* (Kunth) Bartl., pertencente à família Caryophyllaceae (FRANCELINO et al 2004).

Ocorrem mais de 50 espécies de musgos na Baía do Almirantado, sendo as espécies do gênero *Polytrichum* mais comuns (OCHYRA et al., 1984). Ocorrem basicamente apenas duas espécies de algas macroscópicas terrestres: *Prasiolacrispa* (Lightfoot) Menegh., que é ornitocóprófila, e *Prasiola cladophylla* (Carmich.) Menegh., que é ornitocóprófoba, ambas pertencentes ao filo *Chlorophyta* (algas verdes) (SCHAEFER et al, 2004). Os fungos macroscópicos, segundo PUTZKE e PEREIRA (1996), estão representados por dez espécies descritas até o momento. São conhecidas 360 espécies de fungos liquenizados (ØVSTEDAL & SMITH, 2001).

### 3.6 Coletas das Amostras de Solo

A coleta foi realizada em janeiro de 2012, durante a 2ª fase da OPERANTAR XXX, e em março de 2013 na 3ª fase da OPERANTAR XXXI. As amostras foram coletadas em forma de grade quase regular, cobrindo a maior parte (livre de gelo) da península. Estas foram coletadas em 55 pontos (Figura 4), nas profundidades de 0-5, 5-10 e 10-30 cm, totalizando 165 amostras. Os pontos de coleta foram georreferenciados com GPS geodésico de alta precisão geométrica ( $\pm 10$  mm de erro), modelo Leica CS 1200.

### 3.7 Análises de Solo

#### 3.7.1 Análises físicas:

Foram separados por tamisação em peneiras de malhas de 2 mm, desta maneira foram separados em menor que 2 mm (terra fina) e maior que 2 mm, e quantificadas suas proporções.

#### 3.7.2 Análises químicas:

##### a) pH em água

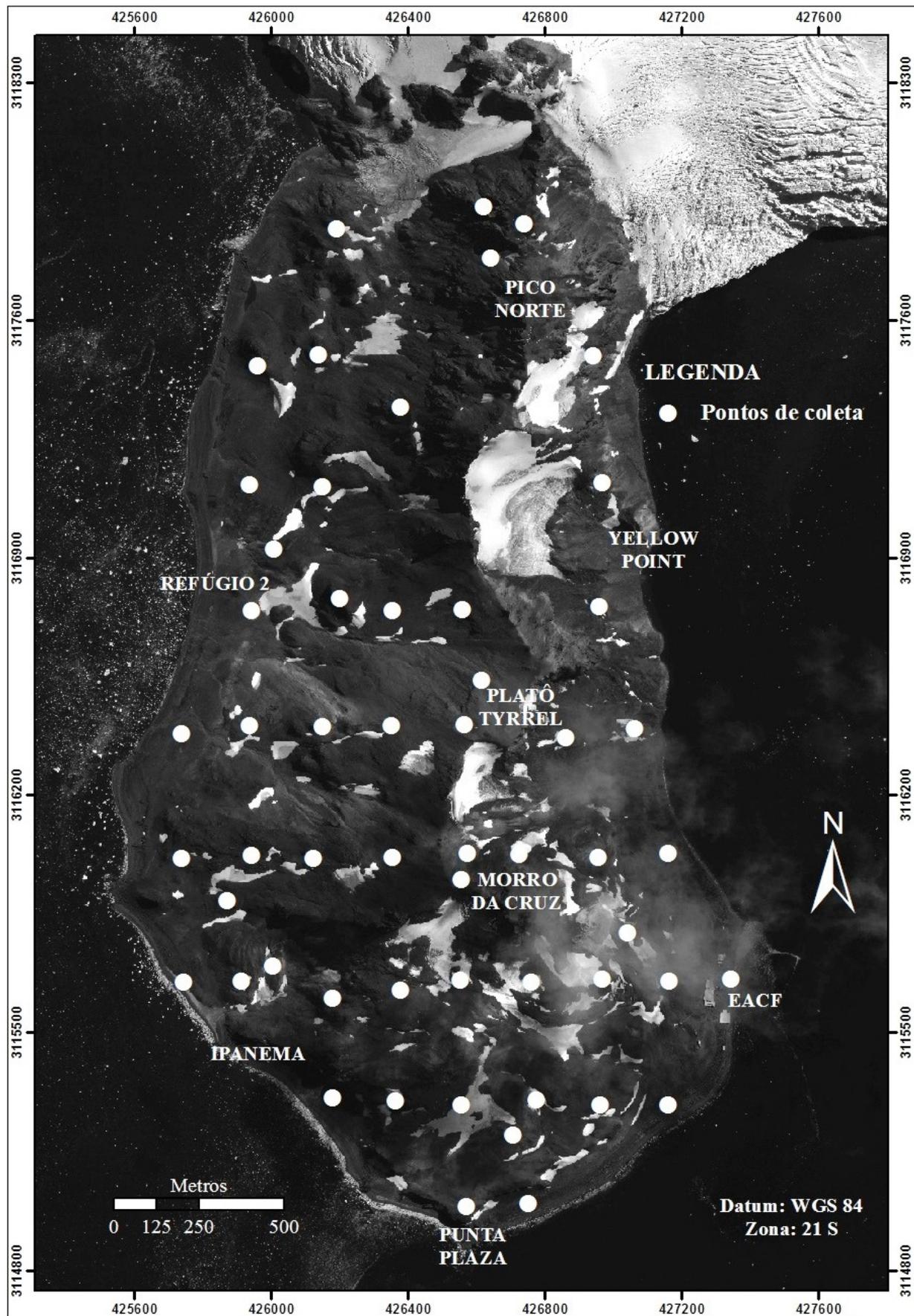
Foi determinado potenciométricamente na suspensão solo-líquido de 1:2,5, com tempo de contato não inferior a uma hora e agitação da suspensão antes da leitura. Método descrito em EMBRAPA (1997).

##### b) Cálcio e magnésio trocáveis

Foram extraídos com solução de KCl  $1 \text{ mol.L}^{-1}$  na proporção de 1:10, sendo obtidos por complexometria em presença do coquetel tampão. O  $\text{Ca}^{+2}$  foi determinado em presença de KOH a 10%, sendo ambos titulados com EDTA  $0,0125 \text{ mol.L}^{-1}$ ; o  $\text{Mg}^{+2}$  foi obtido por diferença. Método descrito em EMBRAPA (1997).

##### c) Alumínio trocável ( $\text{Al}^{+3}$ )

Foi extraído com solução de KCl  $1 \text{ mol.L}^{-1}$  na proporção de 1:10 e determinado pela titulação da acidez com NaOH  $0,025 \text{ mol.L}^{-1}$ . Método descrito em EMBRAPA (1997)



**Figura 04:** Pontos de coleta e pontos de referênciana Península de Keller, Ilha Rei George, Antártica Marítima.

**d) Acidez extraível ( $H^+ + Al^{+3}$ )**

Foi extraída com solução de acetato de cálcio  $0,5 \text{ mol.L}^{-1}$ , ajustada a pH 7,0 na proporção de 1:15 e determinada por titulação com NaOH  $0,025 \text{ mol.L}^{-1}$ . Método descrito em EMBRAPA (1997).

**e) Potássio e sódio trocáveis**

Foram extraídos com solução de HCl  $0,05 \text{ mol.L}^{-1}$  e  $H_2SO_4$   $0,0125 \text{ mol.L}^{-1}$  na proporção solo-solução 1:10 e determinados por fotometria de chama. Método descrito em EMBRAPA (1997)

**f) Fósforo extraível**

Análise foi feita utilizando como extrator a solução de HCl  $0,05 \text{ mol.L}^{-1}$  e  $H_2SO_4$   $0,0125 \text{ mol.L}^{-1}$  na proporção solo-solução 1:10 e determinado espectrofotometricamente, por meio de leitura da intensidade da cor do complexo fosfomolibdico, produzido pela redução do molibdato com o ácido ascórbico. Método descrito em EMBRAPA (1997).

**g) Carbono orgânico**

O COT foi quantificado segundo YEOMANS e BREMEMER (1988), onde serão pesadas 0,5 g das amostras de TFSA, macerada e passada pela peneira de 60 mesh. Será adicionado 5 mL dicromato de potássio ( $K_2Cr_2O_7$ ) e 7,5 ml de ácido sulfúrico ( $H_2SO_4$ ), aquecido em chapa digestora à  $170^\circ C$  por 30 min. Foi utilizado 0,3 ml da solução indicadora (fenantrolina) e titulado com solução de Sulfato Ferroso amoniacal  $0,2 \text{ mol.L}^{-1}$ .

**h) Valor S (soma de bases trocáveis), valor T (CTC) e valor V% (porcentagem de saturação por bases)**

O Valor S foi calculado pela soma dos teores de cálcio, magnésio, potássio e sódio trocável. O Valor T foi obtido pela fórmula:  $T = \text{Valor S} + H^+ + Al^{+3}$ . Para o cálculo do Valor V% foi utilizada a fórmula:  $V\% = 100 \times (\text{Valor S} / \text{Valor T})$ .

### 3.8 Covariáveis Ambientais

Para a geração dos mapas de atributos de terreno que deram origem às covariáveis, foi utilizado modelo digital de elevação (MDE) de resolução espacial de 5 m gerado através do software Arcgis 10.0 utilizando a função “topo raster”, a partir de arquivos vetoriais de curvas de níveis equidistantes de 5 m, adaptadas de MENDES JUNIOR (2012).

Os Mapas de atributos de terreno foram gerados no software Saga Gis 2.0.8. Estes foram os seguintes: Declividade (DECLIV), Curvatura (CURV), curvatura horizontal (CH), curvatura vertical (CV), Índice de posicionamento topográfico com raio de 100 e 200 metros (IPT100 e IPT200 respectivamente), índice de potência do canal (IPC), índice de umidade topográfica (IUT), insolação potencial total (IPT). Todos os modelos de entrada utilizados possuem pixel de 5 m de resolução espacial.

Também foi criado um atributo de terreno chamado K\_5, que é a densidade de Kernel feita a partir dos pontos de ocorrência de ninhos de aves (adaptados de CARNEIRO 2010) e campos de espécies vegetais (adaptados de FRANCELENO et al., 2004) na península.

Para extrair os valores referentes aos mapas temáticos (covariáveis) nos pontos de coleta foi utilizada a função “Add Grid Values to Points”, no próprio software Saga Gis 2.0.8.

### 3.9 Delineamento Estatístico

Para a calibração dos modelos foram usados todos os 55 pontos. Devido à pequena quantidade de pontos de coleta, não foram separados pontos para fazer validação externa, sendo utilizada a validação cruzada (*leave one out cross validation*).

Na análise exploratória dos dados, foram calculados os parâmetros de posição (média, mediana e moda) e parâmetros de dispersão (variância, desvio padrão). Todos esses procedimentos permitiram analisar a distribuição dos dados a respeito da normalidade e detectar possíveis erros ou valores fora do padrão.

Dentre as variáveis estudadas foram selecionadas apenas as que possuíam distribuição normal naturalmente, para serem espacializadas. Isto foi devido a problemas ao fazer a transformação inversa de dados transformados. Nestas ocasiões os mapas gerados apresentavam valores muito longe dos reais.

No intuito de também obter distribuição normal nas covariáveis, as covariáveis **ELEV** e **IEN** foram transformadas por raiz quadrada, enquanto **IUT** e **IPC** foram transformadas por LOG na base 10.

Todas as análises estatísticas foram feitas no programa R 3.0 (R *Development Core Team*, 2011).

### 3.10 Métodos de Espacialização Utilizados

#### 3.10.1 Regressão linear múltipla

A regressão linear múltipla (RLM) é uma técnica da estatística multivariada utilizada para a predição de valores de uma variável de resposta (dependente) a partir de diversas variáveis preditoras ou independentes (aqui chamadas de covariáveis). Pode ser considerada uma extensão da regressão simples.

Para a escolha dos modelos de RLM mais apropriados foi usado o *stepwise* bidirecional utilizando o comando *step*, implementado no pacote *MASS*(VENABLES&RIPLEY, 2002). Esse procedimento permite a seleção das covariáveis com maior contribuição para o modelo de regressão. Para isso, foi utilizado o Critério de Informação de *Akaike* (AIC), dado por:

$$AIC = -2 \times L + 2 \times p$$

Onde AIC é o Critério de Informação de *Akaike*,  $L$  é a estatística *log* verossimilhança e  $p$  e o número de parâmetros utilizados no ajuste do modelo (VENABLES&RIPLEY, 2002).

AIC é um índice que considera o número de parâmetros utilizados no ajuste do modelo de regressão e a qualidade do ajuste a ele associado. Assim, o procedimento *stepwise* bidirecional seleciona o modelo de regressão que inclui um determinado número de covariáveis que resulta no menor valor de AIC. A seleção ocorre da seguinte maneira: o algoritmo inicia o modelo sem nenhuma covariável; em seguida o algoritmo adiciona as covariáveis uma a uma e seleciona aquela que resulta na maior minimização de AIC; a cada novo passo um processo de eliminação é realizado para remover as covariáveis preditoras que não contribuem para o modelo (SAMUEL-ROSA, 2012).

Muitas vezes o procedimento *stepwise* escolhe covariáveis redundantes (covariáveis que explicam o mesmo fenômeno e/ou compartilham parte significativa de suas variâncias). Esta redundância é chamada de multicolinearidade, geralmente possui efeito negativo na construção de modelos de RLM (HAIR et al., 2010).

Para evitar o efeito negativo da multicolinearidade foi adotada a seguinte estratégia: foi construída uma matriz de correlação das covariáveis (Tabela 04) e a partir dela foi construída uma tabela guia (Tabela 05), indicando as covariáveis que apresentaram forte correlação ( $R^2 > 0.6$ ). Após a escolha dos modelos pelo *stepwise* a tabela guia foi consultada para que covariáveis redundantes não fossem utilizadas. Quando se percebia presença de covariáveis redundantes no mesmo modelo, a covariável redundante que apresentava maior

significância continuava no mesmo, e a covariável redundante de menor significância era descartada.

Foram selecionadas no máximo três covariáveis por modelo, pois a partir de modelos mais simples (com número menor de covariáveis), consegue-se identificar quais explicam melhor os processos pedogenéticos presentes na área. Desta maneira as de maior significância, continuaram no modelo em detrimento as de menor significância, que foram retiradas.

A espacialização dos atributos foi feita através do comando `predict.lm`, implementado no pacote `Stats`.

### 3.10.2 Krigagem ordinária

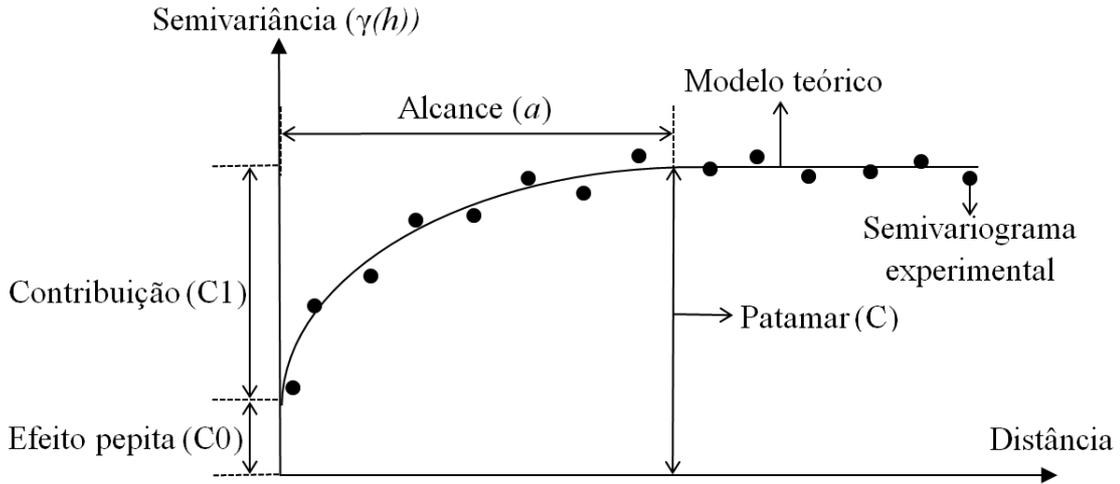
O primeiro passo da krigagem ordinária consiste no cálculo do semivariograma experimental, usando a seguinte equação:

$$\gamma^*(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [z(x_i) - z(x_i + h)]^2$$

Onde  $\gamma^*(h)$  é o valor estimado da semivariância para a distância  $h$ ;  $N(h)$  é o número de pares experimentais separados pelo vetor  $h$ ;  $z(x_i)$  e  $z(x_i + h)$  são valores da variável  $z$  no  $x_i$  e  $x_i + h$ , respectivamente;  $x_i$  e  $x_i + h$  são posições em duas dimensões. Semivariogramas empíricos foram gerados para a caracterização das estruturas espaciais dos atributos físicos e químicos do solo, que ao final estarão representados nos valores preditos e mapas resultantes dos modelos teóricos gerados a partir destes.

A Figura 17 mostra uma representação do semivariograma experimental. Sendo o efeito pepita ( $C_0$ ), identificado como a intersecção do modelo ajustado do semivariograma no eixo das ordenadas, esta representa a variação não identificada por esta estrutura em distâncias menores que a distância entre as observações. O patamar ( $C$ ) é uma estimativa da variância do conjunto de dados, representando o ponto a partir do qual não existe mais dependência espacial entre as observações. A contribuição ( $CI$ ) é a diferença entre o patamar e o efeito pepita, e representa a semivariância espacialmente estruturada. O alcance ( $a$ ) é o ponto em que a variância se torna constante, ou seja, o alcance identifica a distância dentro da qual as observações apresentam correlação espacial (ISSAK & SIRIVASTAVA, 1989).

Os semivariogramas experimentais foram gerados a partir da função `variogram` após a escolha do modelo adequado e ajuste manual (tentativa e erro), os modelos teóricos foram ajustados automaticamente através da função `fit.variogram`. A espacialização dos atributos foi feita através da função `krige`. Todas estas funções estão implementadas no pacote `Gstat`.



**Figura 5:** Representação esquemática de um semivariograma (adaptado de ISSAK & SIRIVASTAVA, 1989).

### 3.10.3 Krigagem com deriva externa

A krigagem com deriva externa combina a regressão linear múltipla e a krigagem ordinária (HENGL et al., 2003). A KDE resolve os pesos da krigagem através da extensão da matriz de correlação junto com as covariáveis, desta maneira a universalidade das covariáveis são integradas a krigagem (WEBSTER and OLIVER 2001).

Para tanto foram feitos semivariogramas experimentais dos resíduos também através da função *variogram*. Porém com algumas modificações.

Para a construção dos semivariogramas dos resíduos foram inseridas as mesmas covariáveis selecionadas para RLM das respectivas variáveis.

Os ajustes dos modelos teóricos e a espacialização dos atributos foram feitos da mesma maneira que para a KO.

### 3.11 Comparações Entre Métodos

A validação foi realizada utilizando os próprios pontos usados para a calibração para comparar o desempenho de cada método, dois índices foram calculados. O erro médio de predição (MPE) foi calculado comparando-se os valores estimados ( $\hat{z}(s_j)$ ) com os dados de validação  $z^*(s_j)$ :

$$MPE = \frac{1}{l} \sum_{j=1}^l [\hat{z}(s_j) - z^*(s_j)]^2$$

E a raiz quadrada do erro médio (RMSE):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{l} \sum_{j=1}^l [\hat{z}(s_j) - z^*(s_j)]^2}$$

Onde  $l$  é o número de pontos destinados a validação.

O MPE mede a tendência ou viés da predição, e o RMSE mede a precisão. Outro índice que será calculado consiste na melhora relativa (MR), que indicará qual a porcentagem de erro ou acerto que KDE obteve sobre os outros métodos testados, através do RMSE:

$$MR = \frac{RMSE_{(OK\ ou\ RLM)} - RMSE_{(KDE)}}{RMSE_{(OK\ ou\ RLM)}} * 100$$

Para a Krigagem ordinária e Krigagem com deriva externa, os valores estimados foram obtidos a partir de validação cruzada (VC), onde a predição para cada ponto em questão é feita levando em conta todos os pontos observados, exceto o que se localiza no próprio local da predição (*leaveone out crossvalidation*). O  $R^2_{VC}$  é calculado através da regressão linear entre os valores observados e os preditos pelo método de validação cruzada.

## 4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

### 4.1 Covariáveis Geradas e suas Correlações

Como exposto anteriormente, foram geradas doze covariáveis (Figuras de 6 a 17) para serem utilizadas nos modelos de RLM e KDE e, para tanto foi feita uma matriz de correlação (Tabela 3) e uma tabela guia (Tabela 4), com intuito de evitar o efeito negativo da multicolinearidade.

A covariável índice de posicionamento topográfico com raio de 200m (IPT200) é a diferença de altitude entre a célula e a média de todas as células em um raio de 200 metros. Sua correlação significativa ( $r^2$  maior que 0,6) e positiva com a covariável elevação indica que 200m é um raio muito grande para ser utilizado nesta área, tornado o resultado semelhante à altitude. Estes resultados indicam que a utilização de raio de 200m para a construção desta covariável gerou feições muito generalistas, que não retratam a grande variação do relevo e desta maneira a covariável IPT100 que utiliza as células em um raio de 100 metros, demonstrou ser mais eficiente em captar a variabilidade do terreno, gerando feições mais realistas, se tornado útil nas predições de pH e soma de bases, que serão mostrados mais a frente.

A covariável IPT100 apresentou correlação significativa e positiva com curvatura (CURV), curvatura vertical (CV), IPT200 e em menor grau ( $r^2 = 0,56$ ) com curvatura horizontal (CH). Estes resultados indicam que no mapa gerado por IPT100 para esta área de estudo, as áreas que apresentaram células com valores negativos indicam superfícies côncavas e positivas convexas.

As covariáveis insolação potencial total (IPT) e índice de exposição ao norte (IEN) também apresentaram correlação significativa, porém negativas. A correlação negativa entre estas, é explicada pelo fato de que as células que apresentam maior valor no IEN estão nas encostas com faces voltadas para o norte enquanto que a IPT é maior nas encostas voltadas para o sul.

**Tabela 03:** Matriz de correlação entre covariáveis.

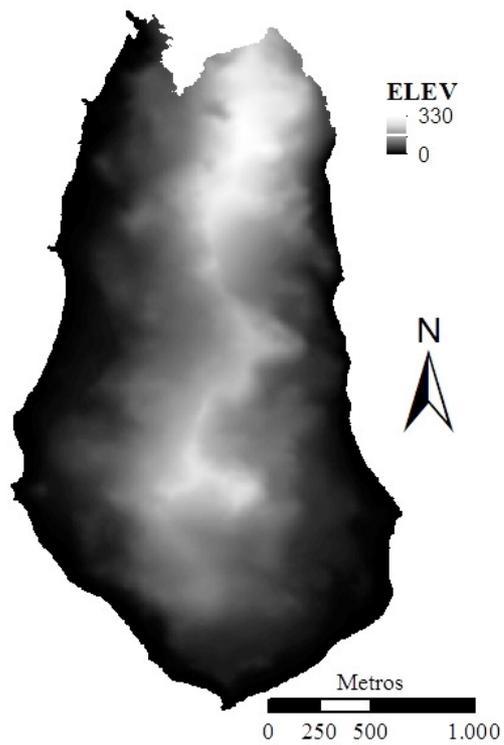
	<b>K_5</b>	<b>ELEV</b>	<b>DECLIV</b>	<b>CURV</b>	<b>CH</b>	<b>CV</b>	<b>IUT</b>	<b>IPC</b>	<b>IEN</b>	<b>IPT</b>	<b>IPT100</b>	<b>IPT200</b>
<b>K_5</b>	1.00	-0.19	-0.13	-0.13	-0.22	-0.03	0.18	0.04	0.28	-0.26	-0.09	-0.06
<b>ELEV</b>	-0.19	1.00	0.39	0.17	0.21	0.08	-0.52	-0.16	0.28	-0.29	0.45	<b>0.66</b>
<b>DECLIV</b>	-0.13	0.39	1.00	-0.09	-0.03	-0.12	-0.46	0.54	-0.05	-0.05	-0.15	-0.09
<b>CURV</b>	-0.13	0.17	-0.09	1.00	<b>0.79</b>	0.89	-0.40	-0.40	-0.15	0.18	<b>0.69</b>	0.47
<b>CH</b>	-0.22	0.21	-0.03	<b>0.79</b>	1.00	0.41	-0.44	-0.45	-0.12	0.10	0.56	0.44
<b>CV</b>	-0.03	0.08	-0.12	<b>0.89</b>	0.41	1.00	-0.26	-0.26	-0.13	0.19	<b>0.60</b>	0.37
<b>IUT</b>	0.18	-0.52	-0.46	-0.40	-0.44	-0.26	1.00	0.31	0.11	-0.07	-0.51	-0.48
<b>IPC</b>	0.04	-0.16	0.54	-0.40	-0.45	-0.26	0.31	1.00	-0.02	-0.07	-0.59	-0.52
<b>IEN</b>	0.28	0.28	-0.05	-0.15	-0.12	-0.13	0.11	-0.02	1.00	<b>-0.87</b>	0.10	0.20
<b>IPT</b>	-0.26	-0.29	-0.05	0.18	0.10	0.19	-0.07	-0.07	<b>-0.87</b>	1.00	0.06	-0.08
<b>IPT100</b>	-0.09	0.45	-0.15	<b>0.69</b>	0.56	<b>0.60</b>	-0.51	-0.59	0.10	0.06	1.00	<b>0.86</b>
<b>IPT200</b>	-0.06	<b>0.66</b>	-0.09	0.47	0.44	0.37	-0.48	-0.52	0.20	-0.08	<b>0.86</b>	1.00

Obs: K\_5 = densidade de ninhos e espécies vegetais, ELEV = elevação, DECLIV = declividade, CURV = curvatura, CH = Curvatura horizontal, CV = curvatura vertical, IUT = índice de umidade topográfica, IPC = índice de potência de canal, IEN = índice de exposição ao norte, IPT insolação potencial total, IPT100 = índice de posicionamento topográfico (raio de 100m), IPT200 = índice de posicionamento topográfico(raio de 200m).

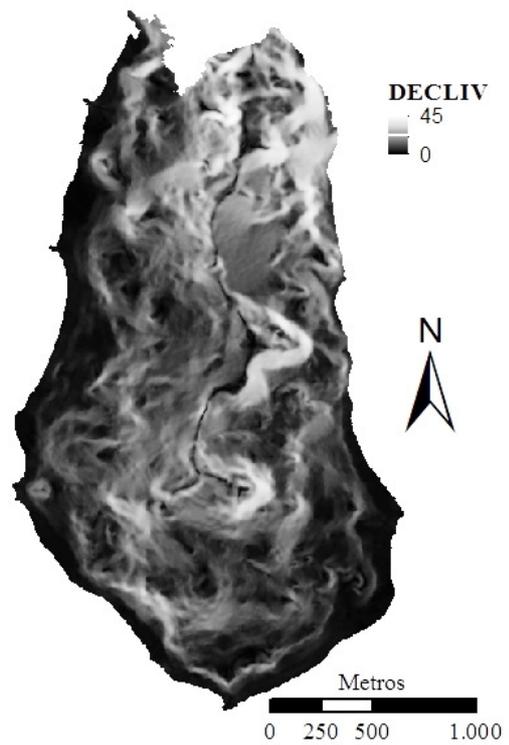
**Tabela 04:** Tabela guia para evitar multicolinearidade.

<b>Covariáveis</b>	<b>Covariáveis correlacionadas</b>	<b>Covariáveis</b>	<b>Covariáveis correlacionadas</b>
<b>K_5</b>	-	<b>IUT</b>	-
<b>ELEV</b>	IPT200	<b>IPC</b>	-
<b>DECLIVIDADE</b>	-	<b>IEN</b>	IPT-
<b>CURVATURA</b>	CH, CV, IPT100	<b>IPT</b>	IEN
<b>CH</b>	CURV	<b>IPT100</b>	CURV, CV, IPT200
<b>CV</b>	CURV	<b>IPT200</b>	ELEV, IPT100

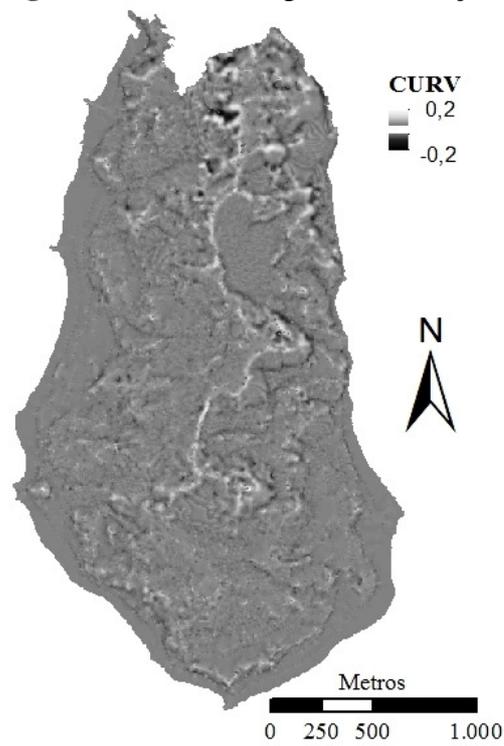
Obs: K\_5 = densidade de ninhos e espécies vegetais, ELEV = elevação, DECLIV = declividade, CURV = curvatura, CH = Curvatura horizontal, CV = curvatura vertical, IUT = índice de umidade topográfica, IPC = índice de potência de canal, IEN = índice de exposição ao norte, IPT insolação potencial total, IPT100 = índice de posicionamento topográfico (raio de 100m), IPT200 = índice de posicionamento topográfico(raio de 200m).



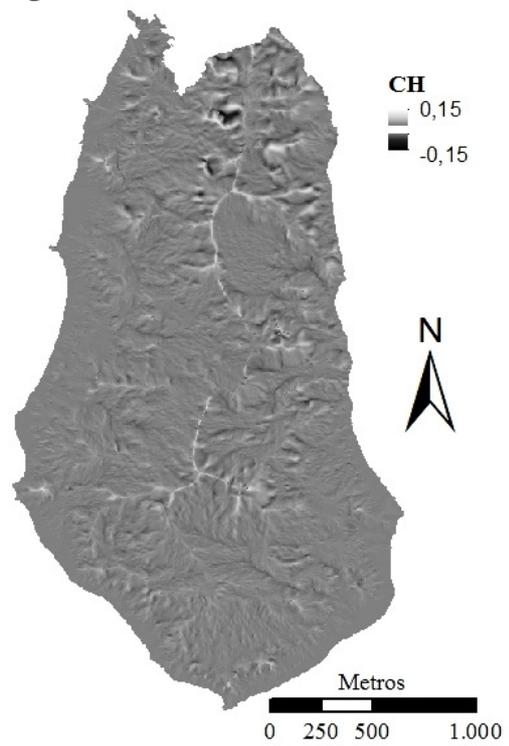
**Figura 06:** Modelo digital de elevação.



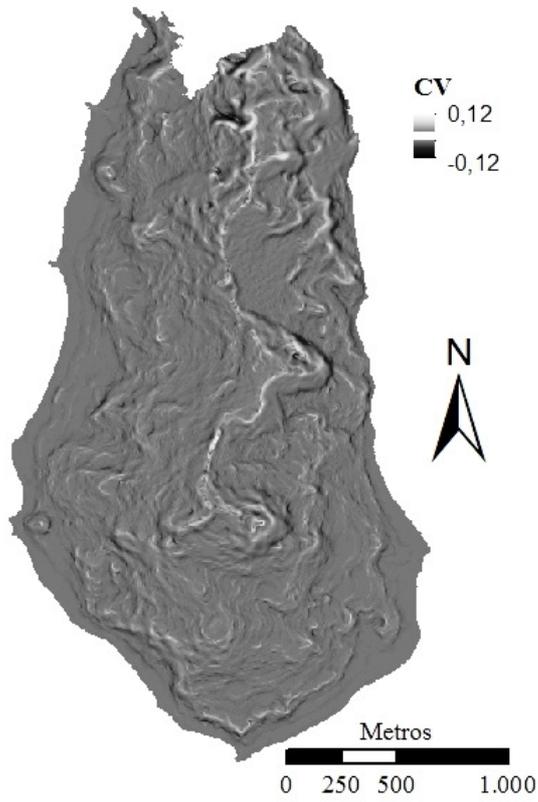
**Figura 07:** Declividade.



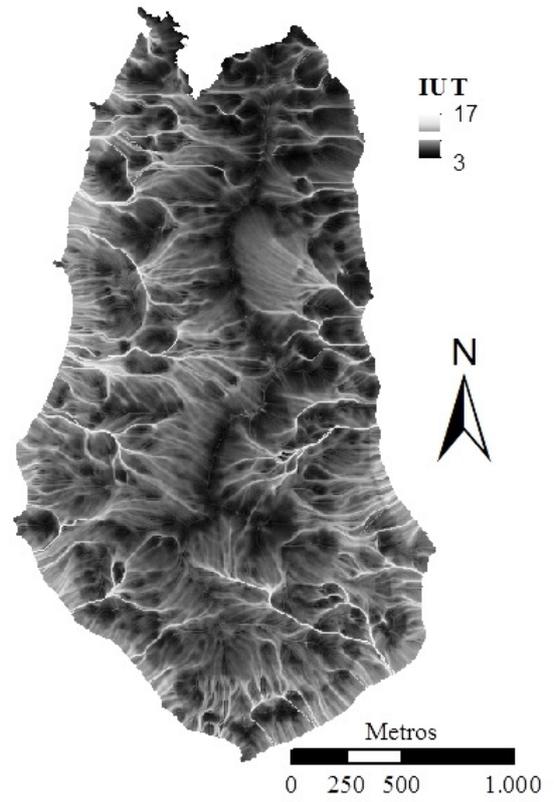
**Figura 08:** Curvatura.



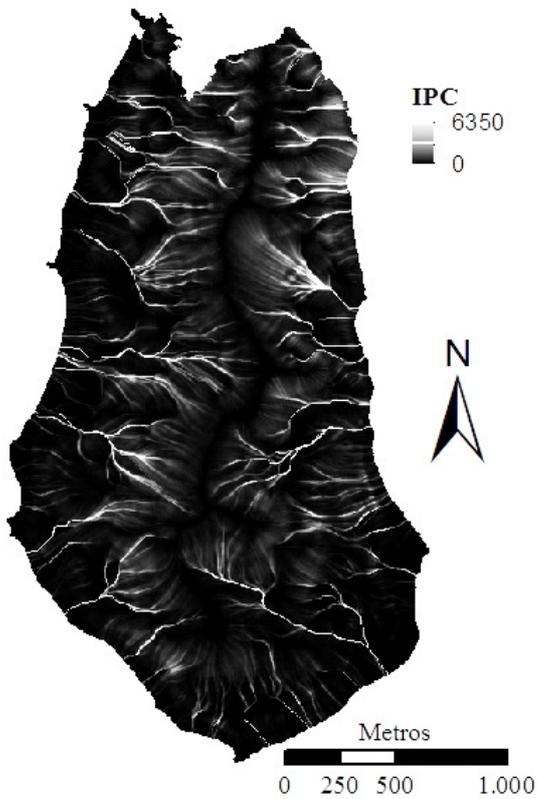
**Figura 09:** Curvatura horizontal.



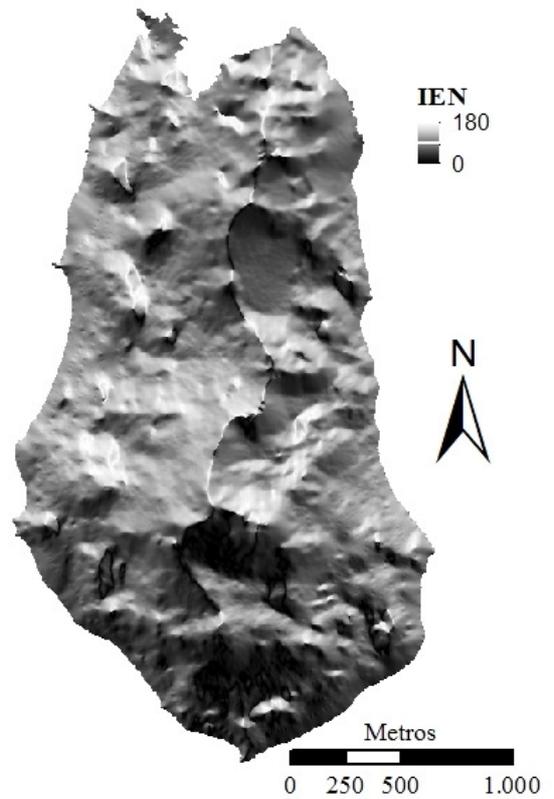
**Figura 10:** Curvatura vertical.



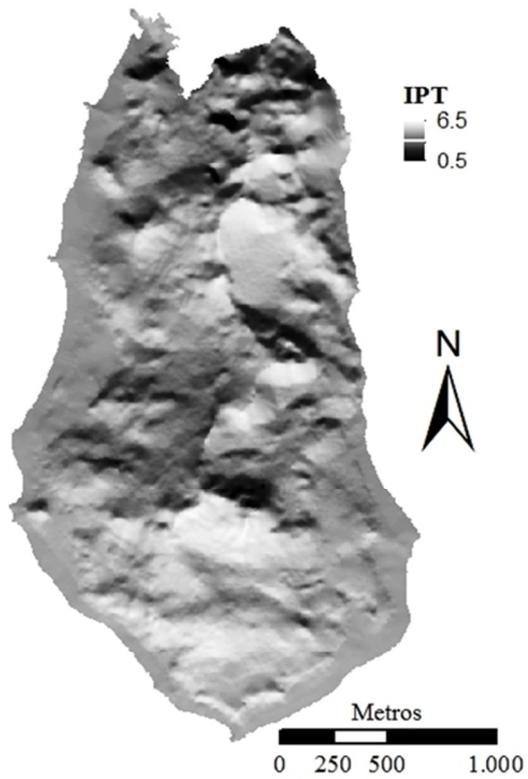
**Figura 11:** Índice de umidade topográfica.



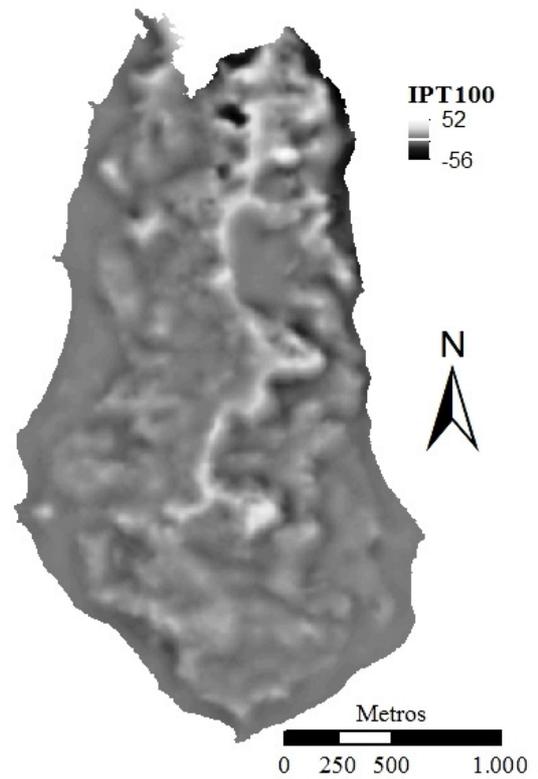
**Figura 12:** Índice de potência de canal.



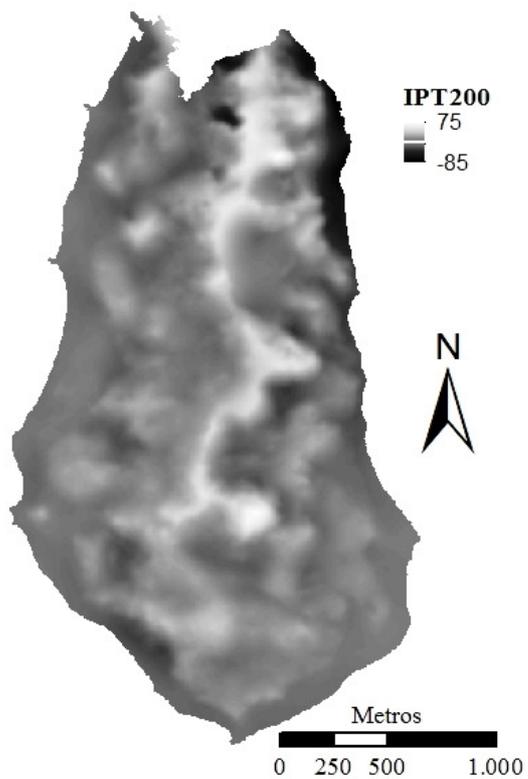
**Figura 13:** Índice de exposição ao norte.



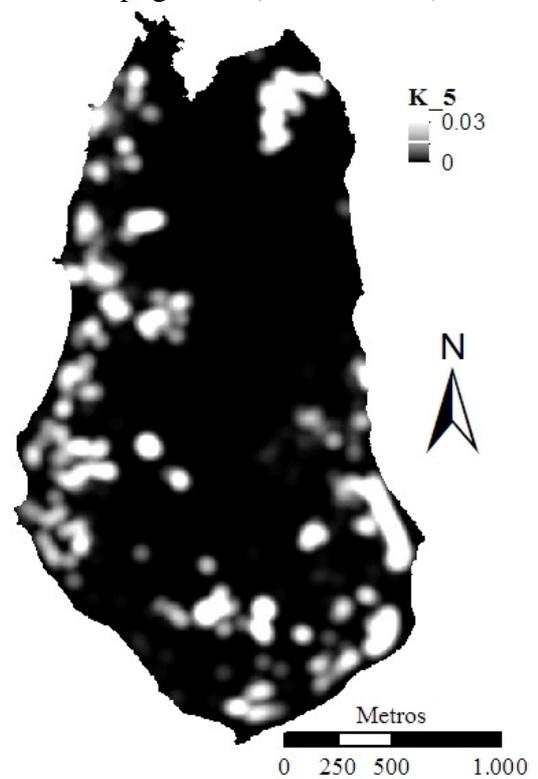
**Figura 14:** Insolação potencial total.



**Figura 15:** Índice de posicionamento topográfico (raio de 100m).



**Figura 16:** Índice de posicionamento topográfico (raio de 200m).



**Figura 17:** Densidade de pontos relacionados a ninhos e espécies vegetais.

## 4.2 Espacialização da Variável pH

Ao utilizar o *stepwise* para as escolhas das covariáveis que participariam dos modelos de predição para pH, foram escolhidas diferentes covariáveis para cada profundidade. Para a profundidade de 0–5 cm foram selecionadas as covariáveis DECLIV (declividade), CV (curvatura vertical), IEN (índice de exposição ao norte), elevação (ELEV) e índice de posicionamento topográfico (raio de 100 m) (IPT100), porém, somente as duas últimas mantiveram-se no modelo, pois possuíam maior significância para o mesmo. As covariáveis DECLIV e IEN foram retiradas do modelo, pois apresentavam baixa significância (Anexos), enquanto que CV foi retirada por apresentar redundância com a covariável IPT100 (Tabela 04). O mesmo ocorreu na profundidade de 5–10 cm, porém na profundidade de 10–30 cm foram escolhidas as covariáveis ELEV, curvatura (CURV), CV, curvatura horizontal (CH) e IPT100 onde ELEV, IPT 100 e CH continuaram no modelo, enquanto CURV e CV foram retiradas do modelo por apresentar redundância com a covariável IPT100 (Tabela 04 e anexos).

Como exposto acima, para a predição de pH, foram selecionadas as covariáveis ELEV, IPT100 e CH. Sendo que ELEV atua positivamente nos modelos enquanto IPT100 e CH atuam negativamente (Tabela 05).

**Tabela 05:** Modelos de regressão linear múltipla escolhidos para a predição de pH.

Profundidade (cm)	Modelos de regressão linear múltipla (RLM)
0 – 5	$\text{pH} = 6,31814 + (0,09145 \text{ ELEV}) + (- 0,05151 \text{ IPT100})$
5 – 10	$\text{pH} = 6,54835 + (0,08207 \text{ ELEV}) + (- 0,03239 \text{ IPT100})$
10 – 30	$\text{pH} = 6.65155 + (0,09661 \text{ ELEV}) + (-0,01411 \text{ IPT100}) + (-30,94970 \text{ CH})$

Obs: ELEV = elevação; IPT100= índice posicionamento topográfico; CH = curvatura horizontal.

A relação positiva entre a elevação (ELEV) e o pH indica que os valores desse parâmetro aumenta conforme a altitude da península se eleva. Isto acontece, pois próximo ao litoral se localizam a maior parte das áreas que possuem influência do material de origem rico em pirita (andesito piritizado), que originam solos mais ácidos, com baixos teores de P,  $\text{Ca}^{2+}$ ,  $\text{Mg}^{2+}$  e elevados teores de  $\text{Al}^{3+}$  (FRANCELINO et al., 2011; DE SOUZA et al., 2012; SIMAS et al., 2006). Por outro lado os materiais de origem mais básicos como o basalto e andesito, estão localizados de maneira geral, nas partes mais centrais e altas da península.

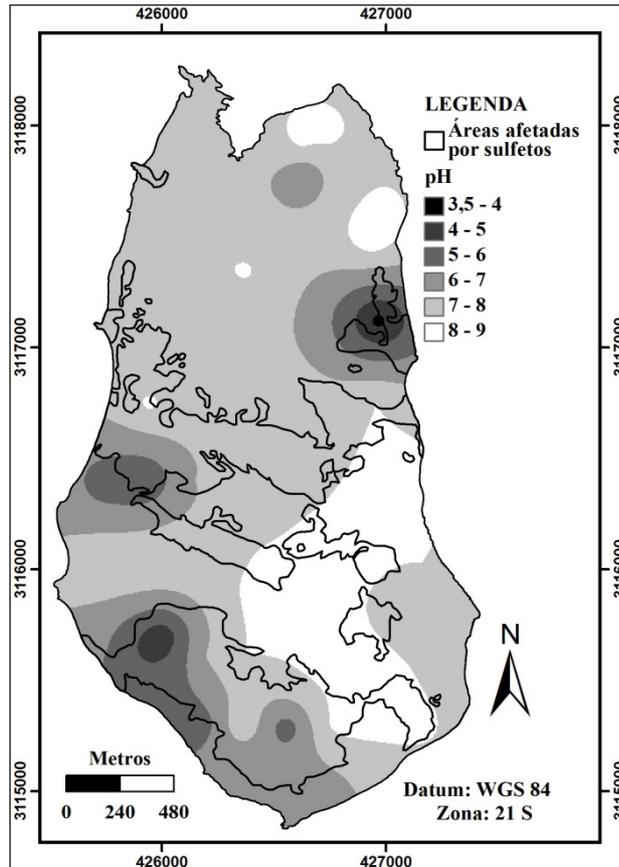
Como exposto anteriormente a covariável IPT100 tem forte correlação com a curvatura do terreno sendo que as células com valores negativos indicam feições côncavas e as com valores positivos as convexas. A atuação do IPT100 de maneira negativa no modelo indica que o pH é mais elevado em áreas relativamente mais baixas que no seu entorno (áreas côncavas), e mais baixo em áreas convexas. Esta avaliação indica podem estar sendo lixiviadas e perdidas nas áreas convexas (mais altas) e acumuladas nas áreas côncavas (mais baixas).

Outra covariável selecionada foi a curvatura horizontal (CH). Neste atributo, as células com valores negativos estão em áreas côncavas e positivas estão em áreas convexas. Desta maneira o modelo indica que áreas côncavas possuem valor mais altos de pH enquanto que áreas convexas possuem pH mais baixo. Confirmando o observado na atuação da covariável IPT100. Vale lembrar que estas covariáveis possuem correlação relativamente alta (0,56), porém não o bastante para atender os critérios estabelecidos pelos autores para a retirada de covariáveis redundantes (para evitar o efeito de multicolinearidade).

A krigagem ordinária depende apenas do esquema de ponderação ditada pelo variograma, onde as amostras mais próximas do ponto a ser predito, têm grande impacto na

predição final (BISHOP & MCBRATNEY, 2001). Neste tipo de análise somente a variável e a distribuição dos pontos são levados em consideração, e desta maneira apresenta claramente onde são as áreas de maior influência do material de origem rico em sulfetos, que estão localizadas principalmente em duas faixas com larguras variadas com sentido leste-oeste, uma mais ao sul, entre Punta Plaza e o refúgio 1; e a outra, na parte mais central da península, indo do refúgio 2 até a Yellow Point, passando pelo platô Tyrrel (Figura 18).

O mapa gerado por KDE une as características dos dois mapas, porém gera mapa muito semelhante ao da krigagem ordinária, indicando novamente que o material de origem é o principal fator que controla a espacialização do pH na península de Keller (Figura 18).



**Figura 18:** Mapa de pH gerado por Krigagem ordinária, e áreas afetadas por sulfetos (adaptadas de FRANCELINO (2011)).

Ao analisar o índice RMSE para as três profundidades analisadas (Tabela 06), observa-se que os três métodos utilizados apresentaram desempenho similar. Na profundidade de 0–5 cm o método de RLM obteve o menor índice seguido pelos outros dois métodos, que apresentaram valores semelhantes. Na profundidade de 5–10 cm o método KO obteve o menor índice seguido por KDE e depois RLM. Na profundidade de 10–30 cm, RLM e KO obtiveram o mesmo e menor índice, seguidos pela KDE. Estes resultados demonstram que não se pode utilizar apenas um índice para a avaliação dos mapas, pois ao avaliar visualmente os três mapas gerados, observa-se que os mapas gerados por KO e KDE se aproximam mais da realidade.

**Tabela 06:** Índices gerados para os mapeamentos de pH nas três profundidades.

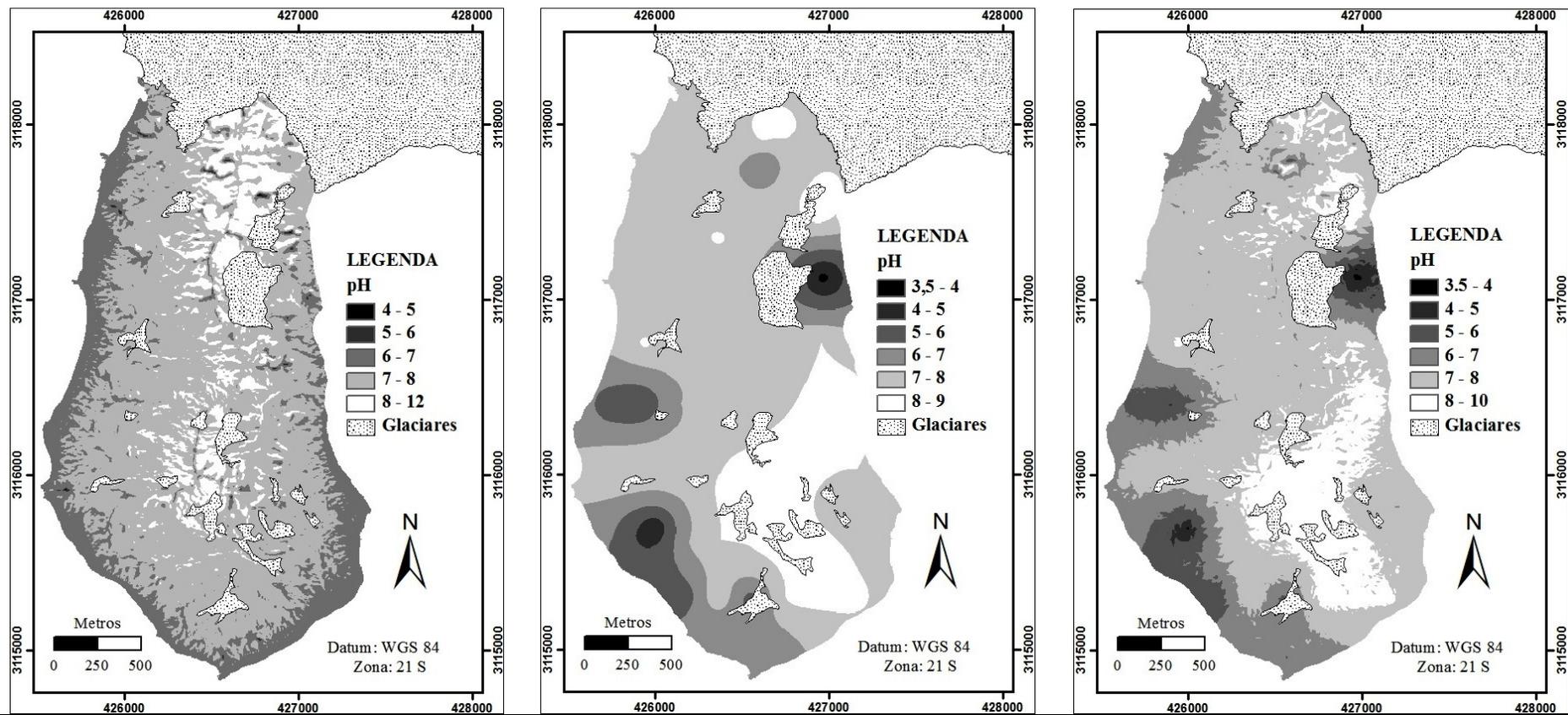
Prof. (cm)	-----RLM-----			-----KO-----			-----KDE-----				
	R <sup>2</sup>	MPE	RMSE	R <sup>2</sup> VC	MPE	RMSE	R <sup>2</sup> VC	MPE	RMSE	MR (%) (KDEvsRLM)	MR (%) (KDEvsKO)
0-5	0,06	0,00	1,13	0,12	0,02	1,15	0,12	0,00	1,15	-1,7	0,0
5-10	0,03	0,00	1,11	0,20	0,02	1,03	0,20	0,02	1,05	5,4	-1,9
10-30	0,07	0,00	1,09	0,16	0,00	1,09	0,14	0,02	1,10	-0,1	-0,1

Obs.: RLM = Regressão linear múltipla, KO = Krigagem ordinária, KDE = Krigagem com deriva externa, MPE = Erro médio da predição, RMSE = Raiz quadrada do erro médio da predição.

Ao analisar os valores mínimos e máximos das variáveis observadas e preditas pelos três métodos para a profundidade de 10 – 30 cm (Tabelas 07, 08 e 09), observa-se que o mapa feito por KO apresentou valores mínimos e máximos iguais aos valores dos dados observados. Isto ocorreu devido ao baixo efeito pepita ( $C_0 = 0$ ), pois nestas situações valores preditos nos pontos amostrados são iguais aos valores amostrados. O semivariograma dos resíduos gerado para fazer a KDE também possui efeito pepita baixo ( $C_0 = 0$ ), porém a influência das covariáveis na predição acabaram por subestimar os valores mínimos em 0,2 unidades de pH e superestimar os valores máximos em 1 unidade de pH. Isto pode ser corroborado pelo índice erro médio da predição (MPE) que foi menor para KO (MPE = 0 pH) quando comparada a KDE (MPE = 0,2 pH) na profundidade de 10–30 cm.

O índice MPE não pode ser levado em consideração no método de RLM, pois neste estudo a validação foi realizada nos próprios pontos de coleta e o método de RLM cria modelos que buscam predições que apresentam media dos resíduos igual a zero (Tabela 06). Este resultado foi observado em todas as predições feitas por este método neste trabalho.

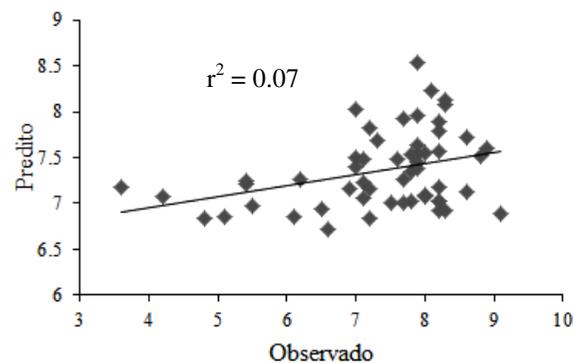
ZHU & LIN (2010), reportam que em casos onde  $or^2$  da regressão não for significativo ( $< 0,6$ ) e o efeito pepita for baixo, a KO deve obter melhor rendimento que a regressão krigagem (método similar a KDE). Resultado semelhante foi encontrado neste trabalho para predição de pH, onde os valores de  $r^2$  da RLM variaram de 0,03 a 0,07 entre as três profundidades estudadas (Tabela 06). Isto indica que as covariáveis não ajudam tanto na espacialização do pH, sendo o método de KO o mais recomendado neste caso. E segundo HENGL (2007) quando as covariáveis explicam muito pouco da variável, os resultados gerados por KO e KDE deverão ser muito semelhante, assim como observado na espacialização do atributo pH.



**Figura 19:** Mapa de pH na profundidade de 10 – 30 cm, gerado por Regressão Linear Múltipla (esquerda), Krigagem Ordinária (meio). Krigagem com Deriva Externa (direita).

**Tabela 07:** Índices extraídos do mapa de pH (10 -30 cm) gerado por RLM.

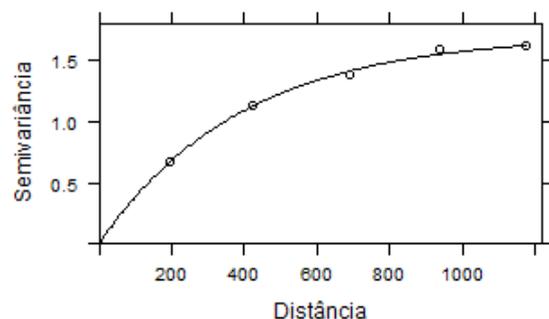
*Mínimo	*Mediana	*Média	*Máximo
3,6	7,8	7,3	9,1
Modelo			
6.65155+(0,09661ELEV)+(-0,0141IPT100)+(-30,9497CH)			
MPE	0,00	RMSE	1,09
#Mín.	#Mediana	#Média	#Máx.
3,4	7,4	7,4	10,0



**Figura20:** Gráfico de dispersão da RLM para pH(10 -30 cm).

**Tabela 08:** Índices extraídos do mapa de pH(10 -30 cm)gerado por KO.

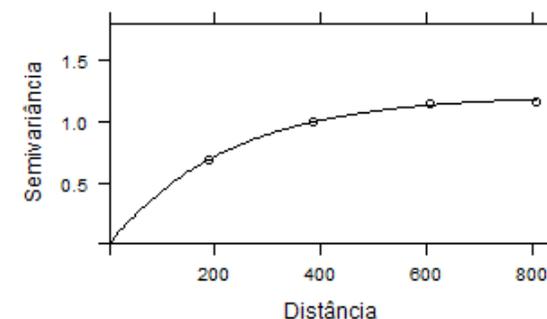
Modelo: Exponencial			
C0	C1	a	r² VC
0,00	1,70	391,34	0,17
MPE	0,00	RMSE	1,09
#Mín.	#Mediana	#Média	#Máx.
3,6	7,5	7,3	9,1



**Figura 21:** Semivariograma para pH (KO)(10-30 cm).

**Tabela 09:** Índices extraídos do mapa de pH (10 -30 cm)gerado por KDE.

Modelo: Exponencial			
C0	C1	a	r² VC
0,00	1,21	224,76	0,16
MPE	0,02	RMSE	1,10
#Mín.	#Mediana	#Média	#Máx.
3,4	7,5	7,4	10,1



**Figura 22:** Semivariograma dos resíduos(KDE) para pH(10 -30 cm).

Obs.: RLM = Regressão linear múltipla, KO = Krigagem ordinária, KDE = Krigagem com deriva externa, \* = índices dos valores observados (unidades de pH), # = índices dos valores preditos (unidades de pH), C0 = efeito pepita( $\gamma(h)$ ), C1 = contribuição ( $\gamma(h)$ ), a = alcance (m), VC = validação cruzada, MPE = Erro médio da predição (unidades de pH), RMSE = Raiz quadrada do erro médio da predição (unidades de pH) e distância em metros.

### 4.3 Espacialização da Variável Soma de Bases

Para a espacialização da soma de bases, em primeira análise o *stepwise* escolheu quatro covariáveis para a predição na profundidade de 0–5 cm. Estas foram: ELEV, IPC, IPT100 e CV. Onde CV foi retirada do modelo por apresentar menor significância e multicolinearidade com a covariável IPT100 (Tabela 04). Para a profundidade de 5–10 cm foram escolhidas oito covariáveis, estas foram: ELEV, CURV, CH, CV, IUT, IPC, IEN, IPT e IPT100. As covariáveis ELEV, IPC e IPT100 apresentaram maior significância no modelo e continuaram no mesmo, enquanto que CV e CURV foram retirados por apresentar redundância com IPT100. Já a IUT, IEN e IPT foram retirados por apresentar baixa significância (Anexos). Para a profundidade de 10–30 cm foram escolhidas seis covariáveis, estas foram: ELEV, IPC, IPT100, CURV, CV e CH. E mais uma vez as covariáveis ELEV, IPC e IPT100 continuaram no modelo. Enquanto que CURV e CV foram retiradas do modelo por apresentar redundância com IPT100, e CH foi retirada por apresentar baixa significância no modelo. Desta maneira, foram escolhidas as mesmas covariáveis em todas as profundidades.

**Tabela 10:** Modelos de regressão linear múltipla escolhidos para a predição de soma de bases.

Profundidade (cm)	-----Modelos de regressão linear múltipla (RLM)-----
0 – 5	$SB = 16,3153 + (1,2051 \text{ ELEV}) + (- 4,5775 \text{ IPC}) + (- 0,4903 \text{ IPT100})$
5 – 10	$SB = 17,0108 + (1,2703 \text{ ELEV}) + (- 4,8824 \text{ IPC}) + (- 0,5144 \text{ IPT100})$
10 – 30	$SB = 18,4269 + (1,1681 \text{ ELEV}) + (- 4,7557 \text{ IPC}) + (- 0,4158 \text{ IPT100})$

Obs: ELEV = elevação; DECLIV = declividade; IPC = índice de potência de canal; IPT100= índice posicionamento topográfico.

Ao analisar os modelos de predição para soma de bases, observa-se que a covariável ELEV atua positivamente enquanto IPC e IPT100 se atuam negativamente (Tabela10).

A correlação positiva entre a elevação (ELEV) e soma de bases, indica que os solos com menor soma de bases estão na parte mais baixa da península e os solos com maior soma de bases, nas áreas mais altas.

Assim como descrito anteriormente na discussão sobre as covariáveis utilizadas para o mapeamento do pH, a correlação negativa da covariável IPT100 com Soma de bases indica que as bases podem estar se acumulando nas áreas côncavas (mais baixas), e/ou estão sendo lixiviadas e perdidas nas áreas convexas. Resultados semelhantes foram encontrados por CAMPOS (2010) ao estudar a distribuição de atributos do solo na paisagem, em regiões tropicais.

As covariáveis ELEV e IPT 100 foram ambas escolhidas para mapear pH e Soma de bases, e atuam de maneira muito semelhante, confirmando a forte influência do material de origem e alta correlação entre solos com pH ácidos e baixos valores de bases (principalmente  $\text{Ca}^{2+}$  e  $\text{Mg}^{2+}$ ) e vice-versa.

A covariável IPC é construída a partir de uma relação da drenagem (área de concentração de água) com a declividade acima da mesma, indicando os locais onde há maior fluxo de água (MORRE et., al 1991). A correlação negativa entre a soma de bases e esta covariável indica que nos locais onde a drenagem é mais intensa, a soma de bases é menor, indicando que nestas áreas as bases do solo foram lixiviadas e perdidas com maior intensidade. Nestas áreas costumam se formar canais de água de degelo durante o verão, e principalmente nestes canais onde há carreamento de partículas mais finas do solo (silte e

argila) gerando solos mais pedregosos, com mais de 65 % de cascalho (FRANCELINO et al., 2011) que consequentemente apresentam menor CTC e menor soma de bases.

No mapa gerado por krigagem ordinária (Figura 23) pode-se observar mais claramente onde são os locais em que a soma de bases é menor ou maior. Com destaque para as regiões localizadas no entorno do morro da Cruz, que corresponde ao afloramento de rochas plutônicas do Grupo Enseada Martel, formação Arcoadoiro Visca, rica em andesitos cinza-esverdeados e lavas basálticas (FRANCELINO et al., 2004). Já as áreas com soma de bases menor que 10 cmol<sub>c</sub>/kg são aquelas com forte influência do material de origem rico em sulfetos, que se localizam principalmente ao redor da Yellow Point, ao sul do Refúgio 2 e Ipanema.

O mapa obtido pela krigagem com Deriva Externa mostra que a união dos métodos consegue registrar as características mais generalistas geradas pela RLM e ajustá-las com a krigagem dos resíduos, gerando mapas muito mais realistas (Figura 22). Além disso, em algumas áreas o método superiu a falta de pontos amostrados, como a área entre o Pláto Tyrrel e o Pico Norte, onde no mapa gerado por KO apresentou valores entre 10 e 15 cmol<sub>c</sub>.kg<sup>-1</sup>, no mapa gerado por RLM 25 e 30 cmol<sub>c</sub>.kg<sup>-1</sup>, e no mapa gerado por KDE os valores encontrados nesta área ficou na faixa de 15 a 25 cmol<sub>c</sub>.kg<sup>-1</sup>.

A maior eficiência do método de KDE para a espacialização da variável soma de bases pode ser confirmada através dos índices avaliados (Tabela 11). A melhora relativa (MR) apresentou valores positivos em todas as profundidades estudadas. E os melhores índices de MPE e r<sup>2</sup>VC também foram gerados pelo método de KDE em todas as profundidades estudadas.

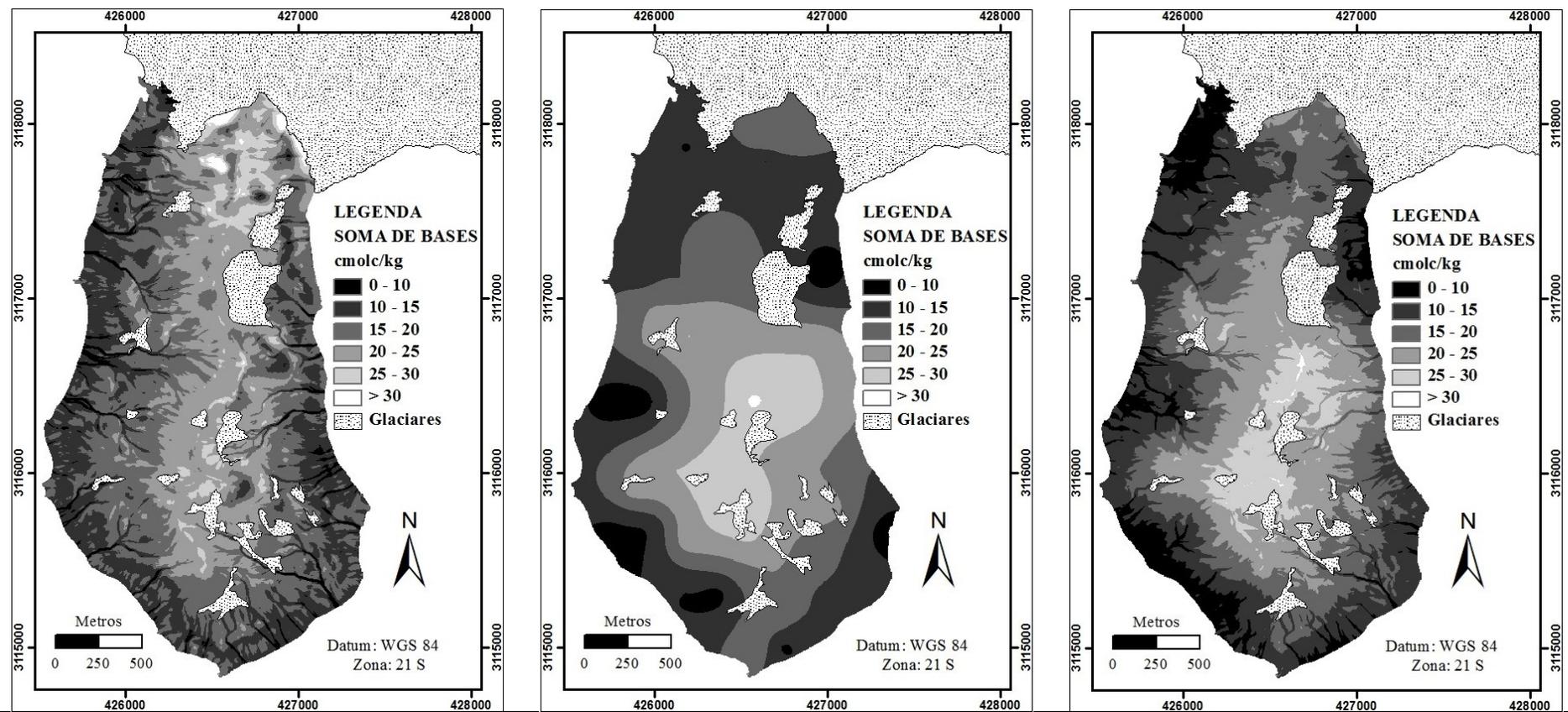
**Tabela 11:** Índices gerados para os mapeamentos de Soma de Bases nas três profundidades.

Prof. (cm)	-----RLM-----			-----KO-----			-----KDE-----				
	r <sup>2</sup>	MPE	RMSE	r <sup>2</sup> VC	MPE	RMSE	r <sup>2</sup> VC	MPE	RMSE	MR (%) (KEDvsRLM)	MR (%) (KEDvsKO)
0-5	0,36	0,00	6,04	0,42	-0,13	5,87	0,44	-0,03	5,78	4,3	1,5
5-10	0,35	0,00	6,57	0,40	-0,16	6,44	0,44	-0,06	6,22	1,9	3,4
10-30	0,31	0,00	6,74	0,29	-0,18	7,00	0,31	-0,14	6,69	0,7	4,4

Obs.: RLM = Regressão linear múltipla, KO = Krigagem ordinária, VC = Validação cruzada, KDE = Krigagem com deriva externa, MPE = Erro médio da predição (cmol<sub>c</sub> kg<sup>-1</sup>), RMSE = Raiz quadrada do erro médio da predição (cmol<sub>c</sub> kg<sup>-1</sup>).

Estes resultados são corroborados por MCBRATNEY et al., (2000), onde encontraram melhores índices de RMSE e MPE ao utilizar o Método regressão krigagem (Método semelhante a KDE) em detrimento a RLM, para o mapeamento de teores de argila. E BOURENNANE et al., (2000) encontrou melhores resultados em predições pelo método KDE quando comparado com RLM, para predição de espessura de horizontes argilo-siltosos.

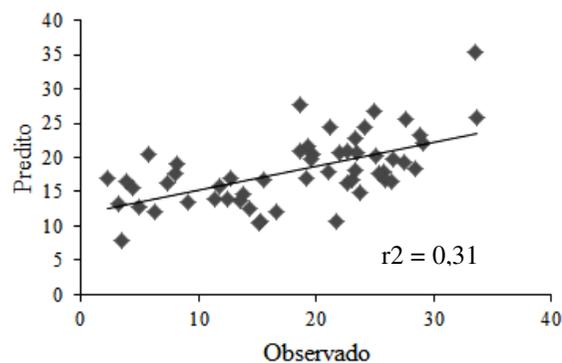
O r<sup>2</sup> da regressão linear não foi tão significativo quanto o requerido por ZHU & LIN (2010) (r<sup>2</sup> > 0,6), porém demonstrou-se suficiente para melhorar a espacialização no método de KDE, mesmo com r<sup>2</sup> de apenas 0,31 (Tabela 11).



**Figura 23:** Mapa de Soma de Bases ( $\text{cmol}_c \text{kg}^{-1}$ ) na profundidade de 10 – 30 cm, gerado por Regressão Linear Múltipla (esquerda), Krigagem Ordinária (meio). Krigagem com Deriva Externa (direita).

**Tabela 12:** Índices extraídos do mapa de soma de bases (5 -10 cm) gerado por RLM.

*Mín.	*Mediana	*Média	*Máx.
2,2	19,6	18,1	33,7
Modelo			
18,4269+(1,1681ELEV)+(-4,7557IPC)+(-0,4158IPT100)			
MPE	0,00	RMSE	6,74
#Mín.	#Mediana	#Média	#Máx.
1,9	17,5	17,8	56,0

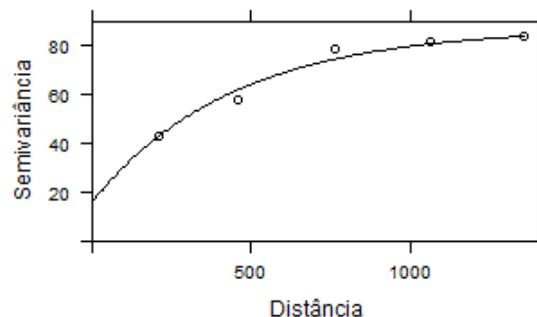


**Figura 24:** Gráfico de dispersão da RLM para soma de bases (5 -10 cm).

Obs.: RLM = Regressão linear múltipla, KO = Krigagem ordinária, KDE = Krigagem com deriva externa, \* = índices dos valores observados ( $\text{cmol}_c \text{kg}^{-1}$ ), # = índices dos valores preditos ( $\text{cmol}_c \text{kg}^{-1}$ ), C0 = efeito pepita( $\gamma(h)$ ), C1 = contribuição ( $\gamma(h)$ ),  $a$  = alcance (m), VC = validação cruzada, MPE = Erro médio da predição ( $\text{cmol}_c \text{kg}^{-1}$ ), RMSE = Raiz quadrada do erro médio da predição ( $\text{cmol}_c \text{kg}^{-1}$ ) e distância em metros.

**Tabela 13:** Índices extraídos do mapa de soma de bases gerado por KO.

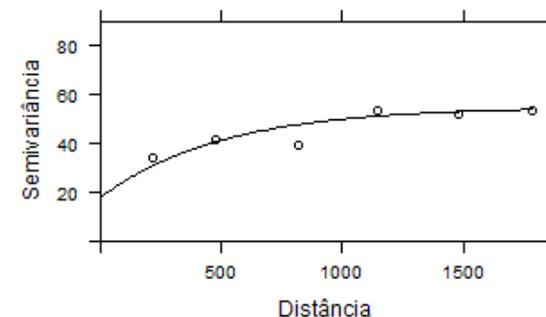
Modelo: Exponencial			
C0	C1	$a$	$r^2$ VC
16,00	71,00	440,00	0,30
MPE	-0,02	RMSE	7,00
#Mín.	#Mediana	#Média	#Máx.
6,7	16,7	17,4	30,7



**Figura 25:** Semivariograma da KO para soma de bases (5 -10 cm).

**Tabela 14:** Índices extraídos do mapa de soma de bases gerado por KDE.

Modelo: Exponencial			
C0	C1	$a$	$r^2$ VC
18,00	37,00	500,00	0,32
MPE	-0,14	RMSE	6,69
#Mín.	#Mediana	#Média	#Máx.
0,1	17,5	17,1	38,6



**Figura 26:** Semivariograma dos resíduos (KDE) para soma de bases (5 -10 cm).

#### 4.4 Espacialização da Variável Carbono Orgânico Total

A variável carbono orgânico total (COT) somente foi espacializada na profundidade de 5-10 cm. Pois foi a única que apresentou distribuição normal dos dados, entre as profundidades estudadas.

Para a predição do carbono orgânico total (COT) foram escolhidas as covariáveis ELEV e K\_5. E ambas se correlacionam positivamente com a variável COT.

Este modelo foi escolhido diretamente pelo *stepwise* e não foi necessário fazer modificações, pois o modelo apresentou poucas covariáveis e nenhuma redundante que necessitasse ser removida.

A covariável K\_5 foi criada a partir da densidade de kernel de pontos onde se localizavam ninhos de aves e espécies vegetais, que são as principais fontes de carbono orgânico na península de Keller (SIMAS et al., 2006). O fato do *stepwise* ter selecionado K\_5 para ser um das covariáveis e esta se correlacionar positivamente com o teor de COT indica que o método foi eficiente na construção desta covariável, demonstrando que nos locais onde existem mais ninhos e cobertura vegetal ocorre um maior aporte de carbono orgânico no solo.

A covariável ELEV também possui correlação positiva com os teores de COT devido aos altos teores de carbono encontrados no pico norte (ponto mais alto da península), onde existe um extenso campo de *Usnea antarctica* (Figura 27).



**Figura 27:** Coleta de amostras nas proximidades do pico Norte, destacando a vegetação composta por *Usnea antarctica*.

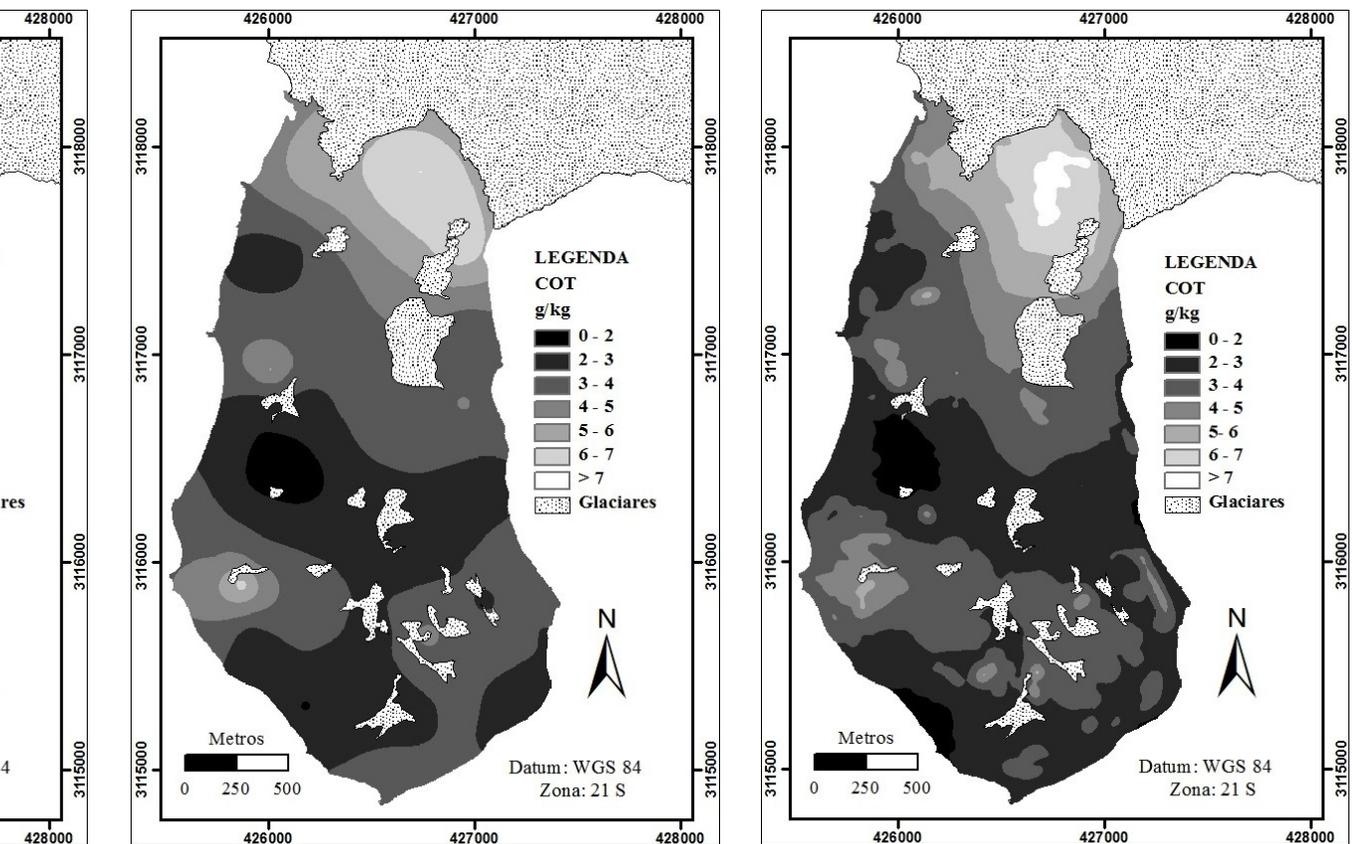
A krigagem ordinária gera um mapa com aspectos muito generalistas (Figura 28). Principalmente por causa da baixa densidade de pontos coletados. Estes aspectos generalistas geram informações importantes, porém o mapa não é muito realista, pois nesta área a variabilidade deste atributo é muito alta. Um exemplo de como a falta de pontos de coleta influencia negativamente, são as formas observadas no mapa, entre o platô Tyrrel e o pico Norte e a noroeste da península, onde acontece uma variação gradual de conteúdo de COT até próximo de áreas onde há outros pontos de coleta.

O mapa gerado por KDE mais uma vez conseguiu unir o melhor dos outros dois métodos (Figura 28). Nele é possível observar a influência direta dos locais onde possuem

ninhos e espécies vegetais. Porém a influência da altitude torna a distribuição do COT gradual em várias áreas da península. O que não condiz com a realidade.

Ao avaliar o índice RMSE através da melhora relativa, observa-se que a KDE obteve melhor desempenho que os outros métodos testados, com valores 2,2 pontos percentuais melhor sobre a krigagem ordinária e de 3,3 pontos percentuais sobre a RLM. Ao analisar os valores mínimos e máximos observados e preditos pelos três métodos, observa-se que a predição por KDE apresentou valores mais semelhantes aos observados (Tabelas 15, 16 e 17).

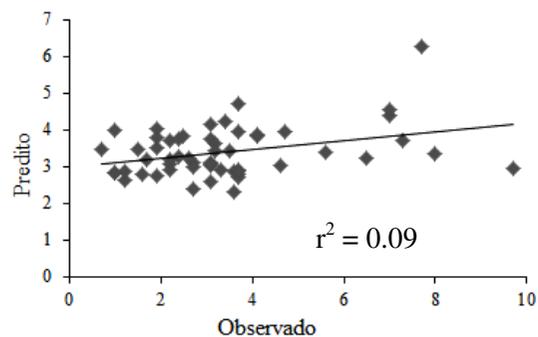
Mais uma vez observa-se que o  $r^2$  da regressão não precisa ser tão significativo como citado por ZHU & LIN (2010) para que as covariáveis ajudem na predição por KDE. Pois nesse caso o  $r^2$  da RLM foi de apenas 0,09 (Figura 29).



...a profundidade de 5 – 10 cm, gerado por Regressão Linear Múltipla (esquerda), Krigagem Ordinária externa (direita).

**Tabela 15:** Índices extraídos do mapa de carbono orgânico total ( $\text{g.kg}^{-1}$ ) (5-10 cm) gerado por RLM.

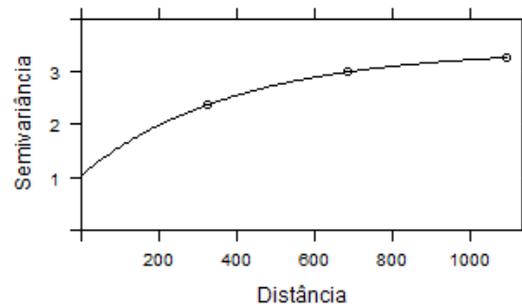
*Mín.	*Mediana	*Média	*Máx.
0,7	3,1	3,4	9,7
Modelo			
1,9797+107,01174K_5+0,14287ELEV			
MPE	0,00	RMSE	1,80
#Mín.	#Mediana	#Média	#Máx.
2,1	3,2	3,3	6,2



**Figura29:** Gráfico de dispersão da RLM para Carbono (5 -10 cm).

**Tabela 16:** Índices extraídos do mapa de carbono orgânico total ( $\text{g.kg}^{-1}$ ) (5-10 cm) gerado por KO.

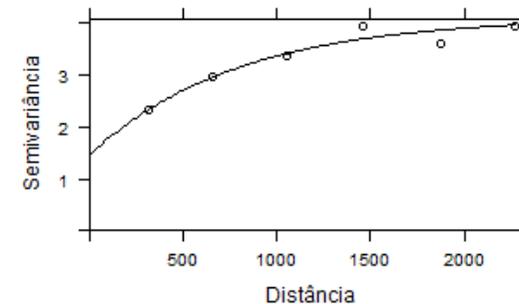
Modelo:Exponencial			
C0	C1	a	r² VC
1,04	2,36	395,90	0,15
MPE	0,00	RMSE	1,78
#Mín.	#Mediana	#Média	#Máx.
1,43	3,24	3,53	7,00



**Figura30:** Semivariograma da KO para carbono(5 – 10 cm).

**Tabela 17:** Índices extraídos do mapa de carbono orgânico total ( $\text{g.kg}^{-1}$ ) (5-10 cm) gerado por KDE.

Modelo:Exponencial			
C0	C1	a	r² VC
1,44	2,65	788,40	0,19
MPE	0,00	RMSE	1,74
#Mín.	#Mediana	#Média	#Máx.
1,64	3,21	3,50	8,59



**Figura 31:** Semivariograma dos resíduos(KDE) para carbono (5 – 10 cm).

Obs.: RLM = Regressão linear múltipla, KO = Krigagem ordinária, KDE = Krigagem com deriva externa, \* = índices dos valores observados ( $\text{g.kg}^{-1}$ ), # = índices dos valores preditos ( $\text{g.kg}^{-1}$ ), C0 = efeito pepita( $\gamma(h)$ ), C1 = contribuição ( $\gamma(h)$ ), a = alcance (m), VC = validação cruzada, MPE = Erro médio da predição ( $\text{g.kg}^{-1}$ ), RMSE = Raiz quadrada do erro médio da predição ( $\text{g.kg}^{-1}$ ) e distância em metros..

#### 4.5 Espacialização da Variável Porcentagem de Terra Fina

Para a predição de terra fina, em primeira análise, o *stepwise* selecionou apenas as covariáveis ELEV e DECLIV para a profundidade de 0-5 cm, não sendo necessário remover nenhuma covariável do modelo. Para a profundidade de 5-10 cm foram escolhidas 6 covariáveis: ELEV, DECLIV, CURV, CH, CV e IUT, e deste foram retiradas CURV, CV e CH por apresentarem baixa significância (Anexos). Para a profundidade de 10-30 cm foram escolhidas 5 covariáveis: DECLIV, IUT, CURV, CH e CV. Onde as covariáveis CH e CV foram retiradas do modelo por apresentar redundância com CURV (Tabela 04).

Fizeram parte dos modelos para a predição de terra fina, as covariáveis ELEV, DECLIV, IUT e CURV. Sendo que a ELEV e CURV atuam de forma positiva e a DECLIV e IUT de forma negativa (Tabela 18).

**Tabela 18:** Modelos de regressão linear múltipla escolhidos para a predição de terra fina.

Profundidade (cm)	-----Modelos de regressão linear múltipla (RLM)-----
0 – 5	Terra fina = 47,8626 + (1.1226 ELEV) + (- 20.0251 DECLIV)
5 – 10	Terra fina = 95,1804 + (1.5312 ELEV) + (- 50,3937 DECLIV) + (- 51.6474 IUT)
10 – 30	Terra fina = 121.11 + (-33,30 DECLIV) + (- 78.19 IUT) + (46.97 CURV)

Obs: ELEV = elevação; DECLIV = declividade; IUT = índice de umidade topográfica; CURV= Curvatura.

Os pontos amostrados que possuíam granulometria mais fina estão localizados no Platô Tyrrel e nas proximidades do pico Norte, que são os pontos mais altos da península, e muitas vezes os pontos amostrados que possuíam granulometria mais grosseira se encontravam nas áreas mais baixas, onde se localizam as praias e as áreas de terraço marinho. As praias na Península Keller são compostas principalmente de cascalhos e seixos misturados com quantidades variadas de areia grossa e por materiais depositados, vindos das áreas a montante. E as áreas de terraço marinho apresentam cerca de 70 % de cascalhos e seixos na superfície do solo e 50 % em subsuperfície (FRANCELINO et al., 2011). Estas interações explicam a correlação positiva entre a covariável ELEV e a porcentagem de Terra Fina na península de Keller e sua escolha para participar dos modelos de predição em duas das três profundidades estudadas.

A covariável declividade (DECLIV) foi escolhida em todas as profundidades estudadas e correlaciona negativamente com a porcentagem terra fina, indicando que as áreas de menor declividade possuem granulometria mais fina, e as áreas de relevo mais movimentado (maior declividade) possuem granulometria mais grosseira. Estes resultados são corroborados por TOSTES (2010), que ao estudar solos da ilha de Deception na Antártica marítima, encontrou solos mais desenvolvidos e com granulometria mais fina em áreas de baixa declividade.

Outra covariável que foi escolhida para as predições nas profundidades de 5–10 e 10-30 cm foi o IUT (índice de umidade topográfica), que atuou negativamente com a porcentagem de terra fina. Esta covariável indica onde ocorre maior contribuição da drenagem, ou seja, onde a drenagem é mais acentuada (MOORE, 1991). A atuação negativa desta covariável em relação à porcentagem de terra fina indica que onde a drenagem é mais acentuada, a granulometria é mais grosseira, o que é devido ao carreamento das partículas mais finas do solo pela água. Assim como já descrito anteriormente, nestas áreas costumam-se formar canais de água de degelo durante o verão, e principalmente nestes canais há o carreamento de partículas mais finas do solo (silte e argila) gerando solos mais pedregosos, com mais de 65 % de cascalho (FRANCELINO et al., 2011).

A covariável CURV (curvatura) somente foi escolhida para a predição na profundidade de 10–30 cm. Este índice apresenta valores positivos em áreas convexas e

negativos em áreas côncavas. E desta maneira, sua atuação positiva no modelo indica que solos com granulometria mais fina em subsuperfície encontram-se em áreas convexas enquanto os solos de granulometria mais grosseira em subsuperfície estão em áreas côncavas.

O mapa gerado por KO (Figura 32) mostra a espacialização da porcentagem de terra fina, utilizando apenas os valores dos pontos amostrados. Nele podemos observar a grande proporção de terra fina, encontrada próximo ao pico norte e também no platô Tyrrel e partindo dele, descendo pela face oeste da península até o refúgio 2 e proximidades.

O mapa de KO (Figura 32) apresentou varias formas singulares, parecidas com círculos. Este efeito é conhecido como “*Bull Eyeeffect*” (efeito olho de boi) e acontece por causa de existir dependência espacial apenas em curto alcance (Tabela 21 e Figura 34). Nestes casos os modelos ajustados, acabam tendo alcance muito curto, resultando em mapas com este tipo de efeito.

O mapa gerado por KDE (Figura 32) mais uma vez nos mostra um mapa mais realista, unindo atributos de terreno à espacialização por krigagem. Nele podem-se observar mais nitidamente os pontos de granulometria mais fina nas imediações do pico Norte e platô Tyrrel, e em pontos de declividade mais baixa. Também se pode observar as áreas que possuem granulometria mais grosseira, em pontos mais perto do mar (praias e terraços marinhos) e em pontos mais declivosos.

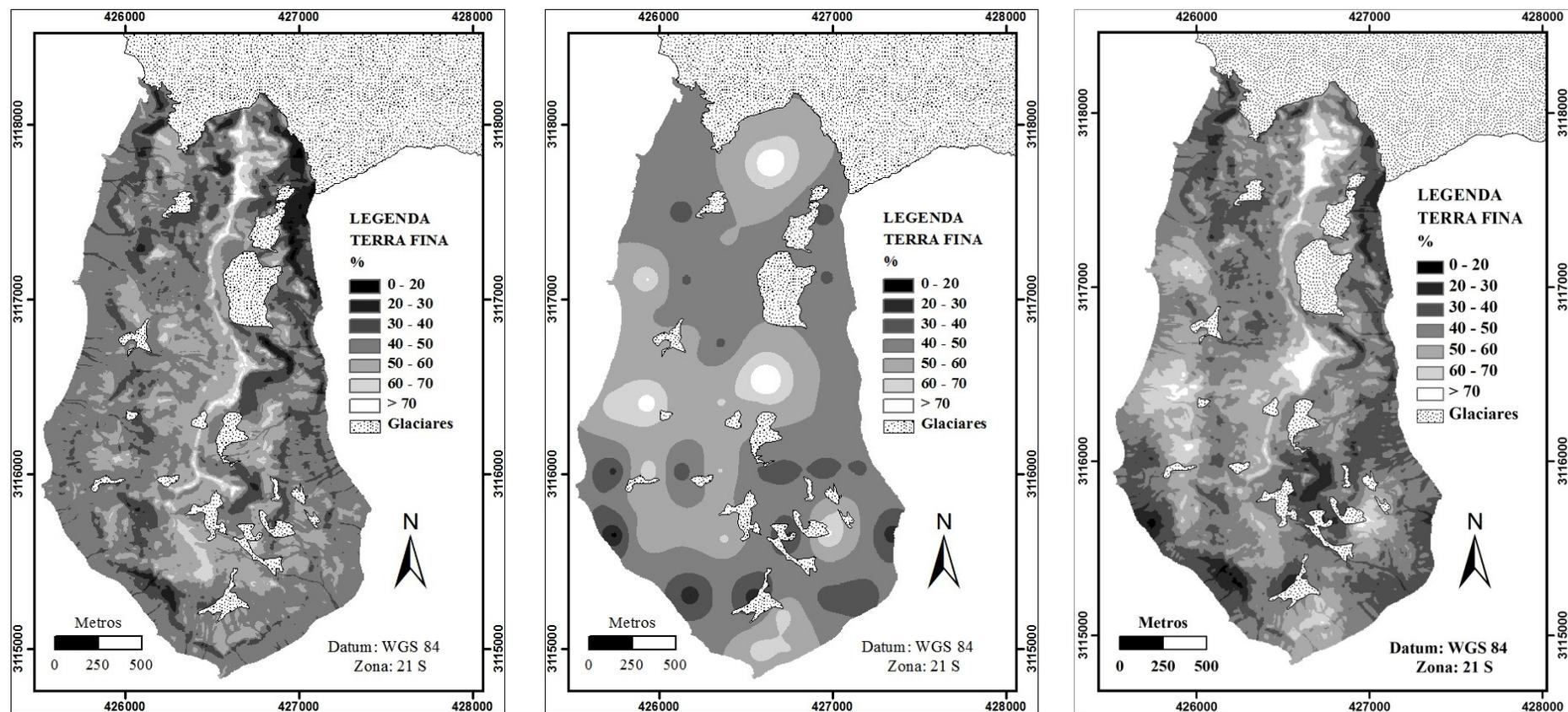
Ao avaliar o índice RMSE em todas as profundidades (Tabela 19), observamos que a RLM obteve melhor despenho que os outros métodos testados, segundo este índice. Sendo que a Krigagem ordinária obteve os piores índices, e para a profundidade de 0–5 cm não foi possível ajustar o semivariograma por falta de dependência espacial.

**Tabela 19:** Índices gerados para os mapeamentos de Terra fina nas três profundidades.

Prof (cm)	-----RLM-----			-----KO-----			-----KDE-----				
	R <sup>2</sup>	MPE	RMSE	R <sup>2</sup> VC	MPE	RMSE	R <sup>2</sup> VC	MPE	RMSE	MR (%) (KEDvsRLM)	MR (%) (KEDvsKO)
0-5	0,05	0,00	14,67	SDE	SDE	SDE	0,01	-0,17	15,39	- 4,6	-
5-10	0,24	0,00	14,78	0,01	-0,32	16,88	0,14	-0,40	16,10	- 8,1	4,6
10-30	0,18	0,00	12,41	0,01	-0,10	13,93	0,09	-0,38	13,67	-9,2	1,8

Obs.: RLM = Regressão linear múltipla, KO = Krigagem ordinária, VC = Validação cruzada, KDE = Krigagem com deriva externa, MPE = Erro médio da predição(% de terra fina), RMSE = Raiz quadrada do erro médio da predição (% de terra fina), SDE = Sem dependência espacial.

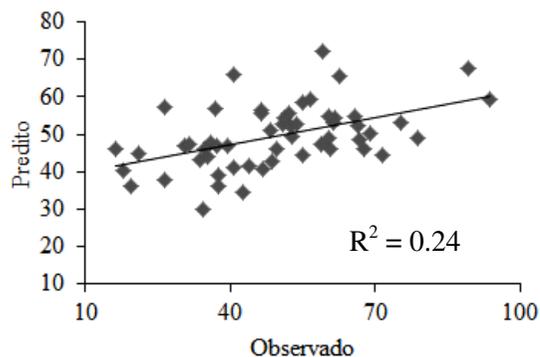
Os altos índices de RMSE e MPE da KO são reflexos do curto alcance e pobre ajuste dos modelos gerados a partir dos semivariogramas, destacando a profundidade de 0 -5 cm onde nem foi possível ajustar o modelo, por falta de dependência espacial (Tabela 19). Porém a KDE foi superior a KO, demonstrando que as covariáveis podem ajudar na predição. Outro fato interessante é que foi possível ajustar o modelo gerado através do semivariograma do resíduo na profundidade de 0 -5 cm.



**Figura 32:** Mapa de Terra Fina (%) na profundidade de 5 – 10 cm, gerado por Regressão Linear Múltipla (esquerda), Krigagem Ordinária (meio). Krigagem com Deriva Externa (direita).

**Tabela 20:** Índices extraídos do mapa de terra fina (5 -10 cm) gerado por RLM.

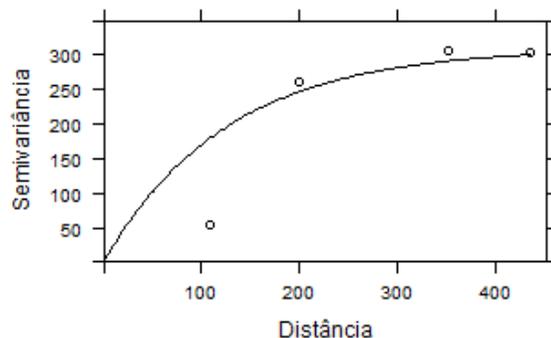
*Mín.	*Mediana	*Média	*Máx.
16,3	49,6	49,5	93,6
Modelo			
95,1804 + (1,5312 ELEV) + (- 50,3937 DECLIV) + (- 51,6474 IUT)			
MPE	0,00	RMSE	14,78
#Mín.	#Mediana	#Média	#Máx.
14,31	46,4	46,5	78,29



**Figura 33:** Gráfico de dispersão da RLM para mapa de terra fina (5 -10 cm).

**Tabela 21:** Índices extraídos mapa de terra fina (5 -10 cm) gerada por KO.

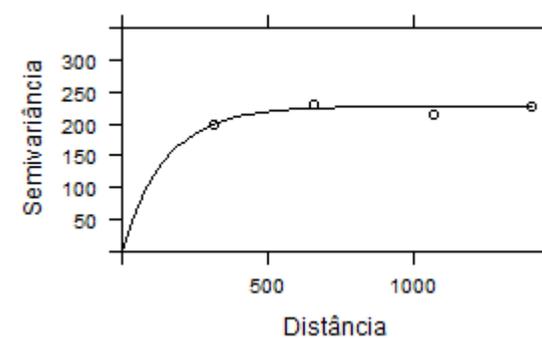
Modelo:Exponencial			
C0	C1	a	R² VC
0	310	125	0.01
MPE	- 0,32	RMSE	16,88
#Mín.	#Mediana	#Média	#Máx.
17,2	48,1	48,9	92,7



**Figura 34:** Semivariograma da KO para mapa de terra fina (5 -10 cm).

**Tabela 22:** Índices extraídos do mapa de mapa de terra fina (5 -10 cm) gerado por KDE.

Modelo:Exponencial			
C0	C1	a	R² VC
0	243,7	150,7	0,14
MPE	- 0,40	RMSE	16,10
#Mín.	#Mediana	#Média	#Máx.
12,34	45,8	46,5	95,3



**Figura 35:** Semivariograma dos resíduos(KDE) para mapa de terra fina (5 -10 cm).

Obs.: RLM = Regressão linear múltipla, KO = Krigagem ordinária, KDE = Krigagem com deriva externa, \* = índices dos valores observados (% de terra fina), # = índices dos valores preditos (% de terra fina), C0 = efeito pepita( $\gamma(h)$ ), C1 = contribuição ( $\gamma(h)$ ), a = alcance (m), VC = validação cruzada, MPE = Erro médio da predição (% de terra fina), RMSE = Raiz quadrada do erro médio da predição (% de terra fina) e distância em metros.

## 5 CONCLUSÕES

A utilização de covariáveis pode ajudar no entendimento dos processos pedogenéticos atuantes na área e na espacialização de alguns atributos físicos e químicos da península de Keller. Com destaque para as covariáveis índice de potência de canal e índice de posicionamento topográfico (raio de 100m) para a predição de soma de bases, índice de umidade topográfica e declividade para a predição de terra fina e a densidade de Kernel feita a partir dos pontos onde existiam ninhos e espécies vegetais, para predição de carbono orgânico total.

O método de KO mostrou-se mais eficiente na espacialização do atributo pH segundo os índices avaliados. Neste caso as covariáveis pouco ajudaram na espacialização, gerando mapas de KO e KDE visualmente semelhantes.

AKDE mostrou-se mais eficiente na espacialização do atributo soma de bases e carbono orgânico total. E aRLM foi o método mais eficiente na espacialização do atributo terra fina, segundo os índices avaliados.

No entanto, o aspecto visual dos mapas gerados através da KDE é muito interessante e muitas vezes passam a impressão de serem superiores aos mapas gerados por RLM e KO. Estas observações levam a questionamentos sobre o método de validação aqui empregado. Pois a validação cruzada pode mascarar os resultados, principalmente em situações onde o alcance do modelo é muito curto e a variação do atributo é muito grande, como a do atributo terra fina, que variou muito em função do relevo movimentado encontrado na Península de Keller. Desta maneira, novas coletas devem ser feitas para poder fazer validação externa, que fornecerá condições para que se possam fazer afirmações mais consistentes sobre a qualidade dos métodos testados.

## 6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- BEYER, L; BOCKHEIM, J. G.; CAMPBELL, I. B.; CLARIDGE, G. G. C. Genesis, properties and sensitivity of Antarctic Gelisols. *Antarctic Science*, v. 11, n. 4, p. 387-398, 1999.
- BIRKENMAJER, K. Late Cenozoic phases of block-faulting on King George Island (South Shetland Islands, West Antarctica). *Bulletin Polish Academy of Sciences, Terre* v.30, p.21-32, 1982.
- BIRKENMAJER, K. Mesozoic and Cenozoic Stratigraphic units in parts of the South Shetlands Islands and northern Antarctic Peninsula. *Studia Geologica Polonica*. 118.188p. 2001.
- BISHOP, T. F. A.; MCBRATNEY, A. B. A comparison of prediction methods for the creation of field-extent soil property maps. *Geoderma*, Amsterdam, v. 103, n. 1, p. 149-160, Jan. 2001.
- BOCKHEIM, J. G; MAZHITOVA, G; KIMBLE, J. M.; TARCONAI, C. Controversies on the genesis and classification of permafrost-affected soils. *Geoderma*, v. 137, p. 33–39, 2006.
- BOURENNANE, H; King, D; Couturier A. Comparison of kriging with external drift and simple linear regression for predicting soil horizon thickness with different sample densities. *Geoderma*, v.97, p. 255-271. 2000.
- BURT, T.P., BUTCHER, D. Topographic control of soil moisture distributions. *J. Soil Sci.* 36, 469–486. 1985.
- CAMPBELL, I. B. & CLARIDGE, G.G.C. Antarctica: soil, weathering processes and environment. Nova York: Elsevier. 368 p. 1987.
- CAMPOS, M. C. C; MARQUES JÚNIOR, J; PEREIRA, G. T. Influência das superfícies geomórficas na distribuição espacial dos atributos do solo em área sob cultivo de cana de açúcar. *Pesq. Agropec. Trop.* v. 40, n. 2, p. 133-141. 2010.
- CARNEIRO, A. P. B; POLITO, M. J; SANDER, M; TRIVELPIECE, W. Z. Abundance and spatial distribution of sympatrically breeding *Catharacta spp.* (skuas) in Admiralty Bay, King George Island, Antarctica. *Polar Biology* .Vol. 33 Issue5, p673-682. 10p. 2010.
- DE SOUZA, J. J. L. L; SCHAEFER, C. E. G. R; ABRAHÃO, W. A. P; V. DE MELO, J. W. V; SIMAS, F. N. B; DA SILVA, FRANCELINO, M. R. Hydro geochemistry of sulfate-affected landscapes in Keller Peninsula Maritime Antarctica. *Geomorphology*.v.155 - 156 , p 55 – 61. 2012.
- EMBRAPA Centro Nacional de Pesquisa Agropecuária de Solos (Rio de Janeiro). Manual de Métodos de análise de solo 2a ed. ver. atual. Rio de Janeiro, 212p 1997.
- FERREIRA, F. R. G; O sistema do tratado da Antártica: evolução do regime e seu impacto na política externa brasileira. Brasília: Fundação Alexandre de Gusmão, 2009. 248p. 2009.
- FILHO, E.I.; SIMAS, F.N.B.; COSTA, L.M. & OLIVEIRA, A.C. Comunidades vegetais na Península Keller: ecologia e padrões de distribuição In: SCHAEFER, C.E.G.R., FRANCELINO, M.R., SIMAS, F.N.B.; ALBUQUERQUE FILHO, M.R. Ecossistemas Terrestres e Solos da Antártica Marítima. 192p. 2004.

- FRANCELINO, M. R. Geoprocessamento aplicado ao monitoramento ambiental da Antártica Marítima: solos, geomorfologia e cobertura vegetal da Península Keller. Tese, DS. Universidade Federal de Viçosa, março de 2004
- FRANCELINO, M.R., SCHAEFER, C.E.G.R., SIMAS, F.N.B., FERNANDES FILHO, E.J., SOUZA, J.J.L.L., COSTA, L.M. Geomorphology and soils distribution under paraglacial conditions in an ice-free área of Admiralty Bay, King George Island, Antarctica. *Catena* 85, 194–204. 2011.
- GOOVAERTS, P. Geostatistics in soil science: state-of-the-art and perspectives. *Geoderma*, Amsterdam, v. 89, n. 1, p. 1-45, 1999.
- HAIR, J.F.; BLACK, B.; BABIN, B.; ANDERSON, R.E. *Multivariate data analysis*. New Jersey: Pearson Prentice Hall, 2010. 760p.
- HENGL, T.; HEUVELINK, G.; ROSSITER, D. G. About regression-kriging: from equations to case studies. *Computer & Geosciences*, London, v. 33, n. 10, p. 1301-1315, Oct. 2007.
- HENGL, T.; HEUVELINK, G.; STEIN, A. A generic framework for spatial prediction of soil variables based on regression-kriging. *Geoderma*, Amsterdam, v.122, n. 1, p. 75-93, Apr. 2004.
- HENGL, T; GEUVELINK, GBM. And STEIN A; comparison of kriging with external drift and regression-kriging. Technical note, ITC, Available on-line at [http://www.itc.nl/lirary/Academic\\_output/](http://www.itc.nl/lirary/Academic_output/). 2003.
- HERBST, M.; DIEKKRÜ, B.; VERECKEN, H. Geostatistical co-regionalization of soil hydraulic properties in a micro-scale catchment using terrain attributes. *Geoderma*, Amsterdam, v. 132, n. 1/2, p. 206-221, May 2006.
- INPE. São José dos Campos, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais. Contéminformações institucionais, técnicas, notícias, projetos, publicações e serviços. Disponível em: <<http://www.ceptec.inpe.br/antartica>>. Acesso em: 18 set. 2013.
- ISAAKS, E.; SRIVASTAVA, R. *An introduction to applied geostatistics*. Oxford: Oxford University, 1989. 592 p.
- JENNY, H. *Factors of soil formation, a system of quantitative pedology*. McGraw-Hill: New York. 281 p. 1941.
- JOURNAL, A. G.; HUIJBREGTS, C. *Mining geostatistics*. London: Academic, 600 p. 1978.
- KERRY, R.; OLIVER, M.A. Comparing sampling needs for variograms of soil properties computed by method of moments and residual maximum likelihood. *Geoderma*, v.140, p. 383-396, 2007.
- LAGACHERIE, P.; MCBRATNEY, A.B. Spatial soil information systems and spatial soil inference systems: perspectives for digital soil mapping. LAGACHERIE, P.; MCBRATNEY, A.B.; VOLTZ, M. (Eds.). *Digital soil mapping - an introductory perspective*. Amsterdam: Elsevier, 2006. p.3-22.
- LEE, Y.I., LIM, H.S., YOON, H.I. Geochemistry of soils of King George Island, South Shetland Islands, West Antarctica: implications for pedogenesis in cold polar regions. *Geochimica et Cosmochimica Acta*, 68, 4319–4333. 2004.
- MCBRATNEY, A. B.; MENDONÇA-SANTOS, M. L.; MINASNY, B. On digital soil mapping. *Geoderma* 117: 3-52. 2003.

- MCBRATNEY, A.B.; ODEH, I.O.; BISHOP, T.F.; DUNBAR, M.S.; SHATAR, T.M. An overview of pedometric techniques for use in soil survey. *Geoderma*, v.97, p.293-327, 2000.
- MENDES JÚNIOR C.W. A new topographic map for Keller Peninsula, King George Island, Antarctica. *Pesquisa Antártica Brasileira* v.5: 105-113. 2012.
- MICHAEL, R.F.M., SCHAEFER, C.E.G.R., DIAS, L., SIMAS, F.N.B., BENITES, V., MENDONÇA, E.S. Ornithogenic Gelisols (Cryosols) from Maritime Antarctica: pedogenesis, vegetation and carbon studies. *Soil Science Society of America Journal* 70, 1370–1376. 2006.
- MOORE, I.D; Grayson, R.B; Ladson, A.R. Digital terrain modeling: a review of hydrological, geomorphological, biological applications. *Hydrological processes*. Vol5, No.1. 1991.
- MOURA, P.A. FRANCELINO, M.R. SCHAEFER, C.E.G.R, SIMAS, F. N.B. MENDONÇA. Distribution and characterization of soils and landform relationships in Byers Peninsula, Livingston Island, Maritime Antarctica. *Geomorphology* 155–156 45–54. 2012.
- OCHYRA, R. A Record of *Schistidiumfalcatum* (Bryophita; Musci) from the Antarctic. *British Antarctic Survey, Bulletin* 64, p. 77-79, 1984.
- ODEH, I. O. A.; MCBRATNEY, A. B.; CHITTLEBOROUGH, D. Further results on prediction of soil properties from terrain attributes: heterotopic cokriging and regression-kriging. *Geoderma*, Amsterdam, v. 67, n. 3/4, p. 215-226, 1995.
- PUTZKE, J. & PEREIRA, A.B. Floristic Composition of Stinker Point, Elephant Island, Antarctica. *Korian Journal of Polar Research*. v.5 (2):37-47. 1994.
- R Development Core Team. R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. ISBN 3-900051-07-0, URL <http://www.R-project.org/>. 2011.
- SAMUEL-ROSA, A. S. Funções de predição espacial de propriedades do solo. Dissertação (Mestrado em Ciência do Solo). Universidade Federal de Santa Maria. 201p. 2012.
- SCHAEFER, C.E.G.R., SIMAS, F.N.B., GILKES, R.J., MATHINSON, C., COSTA, L.M., ALBIQUERQUE, M.A. Micromorphology and microchemistry of selected Cryosols from Maritime Antarctica. *Geoderma* 144, 104–115. 2008.
- SCHOLOEDER, C.A.; ZIMMERMAN, N.E.; JACOBS, M.J. Comparison of methods for interpolating soil properties using limited data. *Soil Science Society of American Journal*, v.65, p.470-479, 2001.
- SECIRM. Comissão Interministerial para Recursos do Mar. Disponível. Tratado da Antártica. Disponível em: <http://www.mar.mil.br/secirm/proantar.htm> Acesso em: 12/08/2012.
- SETZER, A.W. & HUNGRIA, C.S. Meteorologia na Península Antártica – Alguns aspectos práticos. São José dos Campos: INPE, 1994. 101p.
- SIMAS, F.N.B. Solos da Bahia do Almirantado, Antártica Marítima: Mineralogia, gênese, classificação e biogeoquímica. Tese, DS. Universidade Federal de Viçosa. 2006.
- SSSA. Soil Survey Staff. Keys to soil taxonomy, 9<sup>th</sup> ed. USDA-NRCS. Washington, D.C. 2003.
- SUMFLETH, K.; DUTTMANN, R. Prediction of soil property distribution in paddy soil landscape using terrain data and satellite information as indicators. *Ecological Indicators*, London, v. 8, n. 5, p. 485-501, Sept. 2008.
- TOSTES, J. O. Solos e paisagem do setor oeste da ilha Deception, Antártica Marítima. Dissertação. DS, Universidade Federal Rural do Rio Janeiro. 2010.

WEBSTER, R.; OLIVER, M. Sample adequately to estimate variograms of soil properties. *Soil Science*, Baltimore, v. 43, n. 1, p. 177-192, Mar. 1992.

WEBSTER, R. Quantitative spatial analysis of soil in the field. *Advances in Soil Science*, New York, v. 3, p. 1-70, 1984.

WRB Working Group WRB. 2007. World reference base for soil resources 2007. *World Soil Resources Reports*, 2 ed. No. 103. FAO, Rome.

VOLTZ, M., LAGACHERIE, P., LOUCHART, X. Predicting soil properties over a region using sample information from a mapped reference area. *Eur. J. Soil Sci.* 48, 19–30. 1997.

YEOMANS, J. C.; BREMNER, J. M. A rapid and precise method for routine determination of organic carbon in soil. *Communications in Soil Science and Plant Analysis*, New York, v. 19, n. 13, p. 1467-1476, 1988.

ZHU, Q.; LIN, H. S. Comparing ordinary kriging and regression kriging for soil properties in contrasting landscapes. *Pedosphere*, Bethesda, v. 20, n. 5, p. 594-606, 2010.

## 7 ANEXOS

**Tabela 23:** Análise do modelo de regressão linear múltipla escolhido *stepwise* para a predição de pH na profundidade de 0-5cm.

---

```
lm(formula = pH.1 ~ ELEV + DECLIV + CV + IEN + IPT100, data = quimicosT)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-2.37098 -0.59224 -0.08103  0.81220  1.83716

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  5.58134    0.59373   9.400 1.5e-12 ***
ELEV          0.14266    0.05093   2.801 0.007275 **
DECLIV       -1.72127    1.06313  -1.619 0.111854
CV           53.98401   19.77894   2.729 0.008789 **
IEN           0.10767    0.06327   1.702 0.095154 .
IPT100       -0.12486    0.03480  -3.588 0.000767 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 1.073 on 49 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.2752, Adjusted R-squared:  0.2012
F-statistic: 3.721 on 5 and 49 DF,  p-value: 0.006206
```

---

Obs: pH.1 = pH (0-5 cm), ELEV = elevação, DECLIV = declividade, CV = curvatura vertical, IEN = índice de exposição ao norte, IPT100 = índice de posicionamento topográfico (raio de 100m).

**Tabela 24:** Análise do modelo de regressão linear múltipla escolhido após a análise de significância de redundância para a predição de pH na profundidade de 0-5cm.

---

```
Call:
lm(formula = pH.1 ~ ELEV + IPT100, data = quimicosT)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-3.1911 -0.5761  0.1377  0.9379  1.7332

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  6.31814    0.37907  16.667 <2e-16 ***
ELEV          0.09145    0.04327   2.114  0.0394 *
IPT100       -0.05151    0.02681  -1.921  0.0602 .
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 1.162 on 52 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.09785, Adjusted R-squared:  0.06315
F-statistic: 2.82 on 2 and 52 DF,  p-value: 0.06874
```

---

Obs: pH.1 = pH (0-5 cm), ELEV = elevação, IPT100 = índice de posicionamento topográfico (raio de 100m).

**Tabela 25:** Análise do modelo de regressão linear múltipla escolhido pelo *stepwise* para a predição de pH na profundidade de 5-10cm.

```
lm(formula = pH.2 ~ ELEV + CV + IPT100 + DECLIV, data = quimicost)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-3.0076 -0.5127  0.0564  0.9110  1.7116

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  6.58363    0.38455  17.121 < 2e-16 ***
ELEV         0.13872    0.05100   2.720  0.00895 **
CV          37.41743   20.42121   1.832  0.07287 .
IPT100      -0.08766    0.03638  -2.410  0.01969 *
DECLIV      -1.51782    1.08946  -1.393  0.16973
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 1.122 on 50 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.1491, Adjusted R-squared:  0.08099
F-statistic:  2.19 on 4 and 50 DF,  p-value: 0.08355
```

Obs: pH.2 = pH(5-10 cm), ELEV = elevação, DECLIV = declividade, CV = curvatura vertical, IPT100 = índice de posicionamento topográfico (raio de 100m).

**Tabela 26:** Análise do modelo de regressão linear múltipla escolhido após a análise de significância de redundância para a predição de pH na profundidade de 10-30cm.

```
lm(formula = pH.2 ~ IPT100 + ELEV, data = quimicost)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-3.3547 -0.4620  0.2248  0.8333  1.5421

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  6.54835    0.37546  17.441 <2e-16 ***
IPT100      -0.03239    0.02656  -1.220  0.228
ELEV        0.08207    0.04285   1.915  0.061 .
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 1.151 on 52 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.06852, Adjusted R-squared:  0.03269
F-statistic:  1.913 on 2 and 52 DF,  p-value: 0.1579
```

Obs: pH.2 = pH (5-10 cm), ELEV = elevação, IPT100 = índice de posicionamento topográfico (raio de 100m).

**Tabela 27:** Análise do modelo de regressão linear múltipla escolhido *stepwise* para a predição de pH na profundidade de 10-30cm.

---

```
lm(formula = pH.3 ~ ELEV + CURV + CH + CV + IPT100, data = quimicost)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-3.2655 -0.4710  0.0890  0.6951  1.9834

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  6.450e+00  3.732e-01  17.284 < 2e-16 ***
ELEV         1.296e-01  4.358e-02   2.975  0.00454 **
CURV        -4.472e+07  3.099e+07  -1.443  0.15526
CH           4.472e+07  3.099e+07   1.443  0.15526
CV           4.473e+07  3.099e+07   1.443  0.15526
IPT100       -6.194e-02  3.707e-02  -1.671  0.10110
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 1.101 on 49 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.2056, Adjusted R-squared:  0.1245
F-statistic: 2.536 on 5 and 49 DF, p-value: 0.04052
```

---

Obs: pH.3= pH (10-30 cm), ELEV = elevação, CURV = curvatura, CH = curvatura horizontal, CV = curvatura vertical, IPT100 = índice de posicionamento topográfico (raio de 100m).

**Tabela 28:** Análise do modelo de regressão linear múltipla escolhido após a análise de significância e redundância para a predição de pH na profundidade de 10-30cm.

---

```
lm(formula = pH.3 ~ ELEV + IPT100 + CH, data = quimicost)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-3.5816 -0.4149  0.2227  0.6608  2.2070

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  6.65155    0.37266  17.849 <2e-16 ***
ELEV         0.09661    0.04226   2.286  0.0265 *
IPT100       -0.01411    0.03092  -0.456  0.6501
CH          -30.94970   25.07378  -1.234  0.2227
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 1.134 on 51 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.1231, Adjusted R-squared:  0.07151
F-statistic: 2.386 on 3 and 51 DF, p-value: 0.07983
```

---

Obs: pH.3 = pH (10-30 cm), ELEV = elevação, CH = curvatura horizontal, IPT100 = índice de posicionamento topográfico (raio de 100m).

**Tabela 29:** Análise do modelo de regressão linear múltipla escolhido *stepwise* para a predição de soma de bases na profundidade de 0-5cm.

---

```
lm(formula = SB.1 ~ ELEV + CV + IPC + IPT100, data = quimicost)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-11.5383  -2.3216   0.1742   2.4669  10.4445

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  16.9446     3.1334   5.408 1.79e-06 ***
ELEV          1.4314     0.2239   6.392 5.35e-08 ***
CV           362.4820    104.8355   3.458 0.001122 **
IPC          -5.4842     1.3329  -4.115 0.000145 ***
IPT100       -0.9373     0.2070  -4.528 3.70e-05 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 5.692 on 50 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.5127, Adjusted R-squared:  0.4737
F-statistic: 13.15 on 4 and 50 DF,  p-value: 2.166e-07
```

---

Obs: SB.1 = soma de bases (0-5), ELEV = elevação, DECLIV = declividade, CV = curvatura vertical, IPC = índice de potência de canal, IPT100 = índice de posicionamento topográfico (raio de 100m).

**Tabela 30:** Análise do modelo de regressão linear múltipla escolhido após a análise de significância de redundância para a predição de soma de bases na profundidade de 0-5cm.

---

```
lm(formula = SB.1 ~ ELEV + IPC + IPT100, data = quimicost)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-13.309  -2.945   0.326   3.398  14.483

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  16.3153     3.4477   4.732 1.80e-05 ***
ELEV          1.2051     0.2360   5.106 4.95e-06 ***
IPC          -4.5775     1.4403  -3.178 0.00252 **
IPT100       -0.4903     0.1782  -2.752 0.00818 **
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 6.274 on 51 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.3962, Adjusted R-squared:  0.3606
F-statistic: 11.15 on 3 and 51 DF,  p-value: 9.692e-06
```

---

Obs: SB.1 = soma de bases (0-5 cm), ELEV = elevação, IPC = índice de potência de canal IPT100 = índice de posicionamento topográfico (raio de 100m).

Tabela 31: Análise do modelo de regressão linear múltipla escolhido pelo *estepwise* para a predição de pH na profundidade de 5-10cm.

---

```
lm(formula = SB.2 ~ ELEV + CURV + CH + CV + IUT + IPC + IEN +
  IPT + IPT100, data = quimicost)
```

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-12.1966	-4.3565	-0.4872	4.5582	11.3907

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
(Intercept)	8.754e+00	1.940e+01	0.451	0.654062
ELEV	1.447e+00	2.852e-01	5.073	7.21e-06 ***
CURV	-2.939e+08	1.839e+08	-1.598	0.116976
CH	2.939e+08	1.839e+08	1.598	0.116976
CV	2.939e+08	1.839e+08	1.598	0.116975
IUT	-1.935e+01	1.414e+01	-1.368	0.178020
IPC	-6.159e+00	1.490e+00	-4.134	0.000153 ***
IEN	1.652e+00	7.834e-01	2.109	0.040581 *
IPT	3.209e+00	2.198e+00	1.460	0.151258
IPT100	-1.294e+00	2.683e-01	-4.824	1.65e-05 ***

---  
 Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 6.163 on 45 degrees of freedom  
 Multiple R-squared: 0.5562, Adjusted R-squared: 0.4675  
 F-statistic: 6.267 on 9 and 45 DF, p-value: 1.078e-05

---

Obs: SB.1 = soma de bases (5-10 cm), ELEV = elevação, DECLIV = declividade, CURV = curvatura, CH = curvatura horizontal, CV = curvatura vertical, IUT = índice de umidade topográfica, IPC = índice de potência de canal, IEN = índice de exposição ao norte, IPT = insolação potencial total, IPT100 = índice de posicionamento topográfico (raio de 100m).

Tabela 32: Análise do modelo de regressão linear múltipla escolhido após a análise de significância de redundância para a predição de pH na profundidade de 10-30cm.

---

```
lm(formula = SB.2 ~ ELEV + IPT100 + IPC, data = quimicost)
```

Residuals:

Min	1Q	Median	3Q	Max
-14.0678	-3.1774	0.3042	4.2277	12.7091

Coefficients:

	Estimate	Std. Error	t value	Pr(> t )
(Intercept)	17.0198	3.7498	4.539	3.47e-05 ***
ELEV	1.2703	0.2567	4.949	8.55e-06 ***
IPT100	-0.5144	0.1938	-2.655	0.0106 *
IPC	-4.8824	1.5666	-3.117	0.0030 **

---  
 Signif. codes: 0 '\*\*\*' 0.001 '\*\*' 0.01 '\*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 6.824 on 51 degrees of freedom  
 Multiple R-squared: 0.3834, Adjusted R-squared: 0.3471  
 F-statistic: 10.57 on 3 and 51 DF, p-value: 1.629e-05

---

Obs: SB.2 = soma de bases (5-10 cm), ELEV = elevação, IPT100 = índice de posicionamento topográfico (raio de 100m), índice de posicionamento topográfico.

**Tabela 33:** Análise do modelo de regressão linear múltipla escolhido *stepwise* para a predição de soma de bases na profundidade de 10-30cm.

---

```

lm(formula = SB.3 ~ ELEV + CURV + CH + CV + IPC + IPT100, data =
quimicosT)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-12.6934  -4.5329  -0.4426   5.2510   9.8770

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  2.031e+01  3.588e+00  5.660 8.25e-07 ***
ELEV         1.498e+00  2.575e-01  5.816 4.78e-07 ***
CURV        -3.146e+08  1.805e+08  -1.743 0.087716 .
CH           3.146e+08  1.805e+08   1.743 0.087716 .
CV           3.146e+08  1.805e+08   1.743 0.087716 .
IPC          -6.484e+00  1.534e+00  -4.226 0.000106 ***
IPT100       -8.832e-01  2.485e-01  -3.554 0.000864 ***
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 6.346 on 48 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.4981, Adjusted R-squared:  0.4353
F-statistic: 7.938 on 6 and 48 DF,  p-value: 5.713e-06

```

---

Obs: SB.3 = soma de bases (10-30 cm), ELEV = elevação, CURV = curvatura, CH = curvatura horizontal, CV = curvatura vertical, IPC = índice de potencia de canal, IPT100 = índice de posicionamento topográfico (raio de 100m).

**Tabela 34:** Análise do modelo de regressão linear múltipla escolhido após a análise de significância e redundância para a predição de pH na profundidade de 10-30cm.

---

```

lm(formula = SB.3 ~ ELEV + IPC + IPT100, data = quimicosT)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-14.8112  -4.2156  -0.0959   5.3338  11.0735

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  18.4269     3.8479   4.789 1.48e-05 ***
ELEV         1.1681     0.2634   4.434 4.93e-05 ***
IPC          -4.7557     1.6075  -2.958 0.00468 **
IPT100       -0.4158     0.1988  -2.091 0.04150 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 7.002 on 51 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.3507, Adjusted R-squared:  0.3126
F-statistic: 9.184 on 3 and 51 DF,  p-value: 5.829e-05

```

---

Obs: SB.3 = somda de bases (10-30 cm), ELEV = elevação, IPC = índice de potência de canal IPT100 = índice de posicionamento topográfico (raio de 100m).

**Tabela 35:** Análise do modelo de regressão linear múltipla escolhido pelo *stepwise* para a predição de carbono orgânico total na profundidade de 5-10cm.

---

```
lm(formula = c.2 ~ K_05 + ELEV, data = quimicost)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-2.9695 -1.2389 -0.2738  0.7712  6.7434

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  1.97970    0.61709   3.208  0.00229 **
K_05        107.01174    59.82720   1.789  0.07949 .
ELEV         0.14287     0.06277   2.276  0.02698 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 1.857 on 52 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.1204, Adjusted R-squared:  0.08656
F-statistic: 3.559 on 2 and 52 DF,  p-value: 0.0356
```

---

Obs: SB.3 = soma de bases (10-30 cm), ELEV = elevação, K\_5 = densidade de ninhos e espécies vegetais.

**Tabela 36:** Análise do modelo de regressão linear múltipla escolhido pelo *stepwise* para a predição de terra fina na profundidade de 0-5cm.

---

```
lm(formula = TFSA.1 ~ ELEV + DECLIV, data = fisicost)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-32.069  -8.163  -1.608   8.062  46.298

Coefficients:
            Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  47.8626    5.0872   9.408 8.18e-13 ***
ELEV         1.1226     0.5435   2.066  0.0439 *
DECLIV      -20.0251    13.3262  -1.503  0.1390
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 15.09 on 52 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.08531, Adjusted R-squared:  0.05013
F-statistic: 2.425 on 2 and 52 DF,  p-value: 0.09842
```

---

Obs: TFSA.1 = terra fina (0-5 cm), ELEV = elevação, DECLIV = declividade.

**Tabela 37:** Análise do modelo de regressão linear múltipla escolhida pelo *stepwise* para a predição de terra fina a profundidade de 5-10cm.

---

```
lm(formula = TFSA.2 ~ ELEV + DECLIV + CURV + CH + CV + IUT, data =
fisicost)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-29.449  -8.352  -1.319   8.983  36.279

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  1.080e+02  3.446e+01   3.134  0.00294 **
ELEV         1.471e+00  5.965e-01   2.467  0.01725 *
DECLIV      -4.846e+01  1.522e+01  -3.183  0.00256 **
CURV       -6.290e+08  4.283e+08  -1.468  0.14849
CH          6.290e+08  4.283e+08   1.468  0.14849
CV          6.290e+08  4.283e+08   1.468  0.14849
IUT         -6.622e+01  3.473e+01  -1.907  0.06250 .
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 14.99 on 48 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.3203, Adjusted R-squared:  0.2353
F-statistic:  3.77 on 6 and 48 DF,  p-value: 0.00373
```

---

Obs: TFSA.2 = terra fina(5-10 cm), ELEV = elevação, DECLIV = declividade, CURV = curvatura, CH = curvatura horizontal, CV = curvatura vertical, IUT = índice de umidade topográfica.

**Tabela 38:** Análise do modelo de regressão linear múltipla escolhido após a análise de significância de redundância para a predição de terra fina a profundidade de 5-10 cm.

---

```
lm(formula = TFSA.2 ~ ELEV + DECLIV + IUT, data = fisicost)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-32.582  -8.581  -2.716   8.818  36.350

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  95.1804    29.8140   3.192 0.002417 **
ELEV         1.5312     0.5922   2.586 0.012617 *
DECLIV      -50.3937    13.9307  -3.617 0.000682 ***
IUT         -51.6474    29.8493  -1.730 0.089630 .
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 14.93 on 51 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.2838, Adjusted R-squared:  0.2417
F-statistic:  6.737 on 3 and 51 DF,  p-value: 0.0006472
```

---

Obs: SB.2 = soma de bases (5-10 cm), ELEV = elevação, DECLIV = declividade, IUT = índice de umidade topográfica.

**Tabela 39:** Análise do modelo de regressão linear múltipla escolhido *stepwise* para a predição de terra fina profundidade de 10-30cm.

---

```
lm(formula = TFSA.3 ~ DECLIV + CURV + CH + CV + IUT, data = fisicosT)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-23.5661  -8.3086   0.8715   7.1209  21.6997

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)  1.266e+02  2.528e+01  5.007 7.54e-06 ***
DECLIV      -2.643e+01  1.216e+01  -2.173 0.03463 *
CURV       -9.698e+08  3.484e+08  -2.784 0.00761 **
CH          9.698e+08  3.484e+08   2.784 0.00761 **
CV          9.698e+08  3.484e+08   2.784 0.00761 **
IUT        -8.666e+01  2.644e+01  -3.278 0.00193 **
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 12.22 on 49 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.3313, Adjusted R-squared:  0.2631
F-statistic: 4.856 on 5 and 49 DF,  p-value: 0.001099
```

---

Obs: TFSA.3 = terra fina (10-30 cm), DECLIV = declividade, CURV = curvatura, CH = curvatura horizontal, CV = curvatura vertical, IPC = índice de potencia de canal, IUT = índice de umidade topográfica topográfica.

**Tabela 40:** Análise do modelo de regressão linear múltipla escolhido após a análise de significância e redundância para a predição de terra fina profundidade de 10-30cm.

---

```
lm(formula = TFSA.3 ~ CURV + IUT + DECLIV, data = fisicosT)

Residuals:
    Min       1Q   Median       3Q      Max
-22.7769  -8.4633   0.8353   7.4911  28.3735

Coefficients:
              Estimate Std. Error t value Pr(>|t|)
(Intercept)   121.11      25.89   4.679 2.16e-05 ***
CURV          46.97     139.78   0.336 0.73821
IUT          -78.19     27.02  -2.894 0.00559 **
DECLIV       -33.30     12.54  -2.655 0.01055 *
---
Signif. codes:  0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Residual standard error: 12.89 on 51 degrees of freedom
Multiple R-squared:  0.2256, Adjusted R-squared:  0.18
F-statistic: 4.952 on 3 and 51 DF,  p-value: 0.004298
```

---

Obs: TFA.3 = terra fina(10-30 cm), DECLIV = declividade, CURV = curvatura, IUT = índice de umidade topográfica topográfica.