

Mário Damhur Moraes Müller

**Otimização de processos ambientais e florestais
usando sensoriamento remoto e aprendizagem
de máquina**

Manaus - AM

2016

Mário Damhur Moraes Müller

Otimização de processos ambientais e florestais usando sensoriamento remoto e aprendizagem de máquina

Relatório técnico final de projeto de iniciação científica, com bolsa concedida através da Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado do Amazonas, apresentado como requisito obrigatório definido pelo termo do programa.

Universidade Federal do Amazonas

Instituto de Computação

Orientador: Rosiane de Freitas Rodrigues

Manaus - AM

2016

Mário Damhur Moraes Müller

Otimização de processos ambientais e florestais usando sensoriamento remoto e aprendizagem de máquina/ Mário Damhur Moraes Müller. – Manaus - AM, 2016-
24 p. : il.; 30 cm.

Orientador: Rosiane de Freitas Rodrigues

Relatório Final de Iniciação Científica – Universidade Federal do Amazonas
Instituto de Computação
, 2016.

1. Otimização. 2. Dinâmica do Carbono. I. Rosiane de Freitas Rodrigues. II.
Universidade Federal do Amazonas. III. Otimização de processos ambientais e
florestais usando sensoriamento remoto e aprendizagem de máquina

CDU 02:141:005.7

Resumo

Dentre as diversas tecnologias de sensoriamento remoto incorporadas recentemente, o LiDAR (*Light Detection And Ranging*) é, provavelmente, aquela que mais é explorada no ramo científico, devido a capacidade de se obter dados geospaciais de alta acurácia. Uma das aplicações desta nova tecnologia é em pesquisas ambientais, principalmente para inferir características e compará-las com aquelas obtidas em inventário florestal. Contudo, a nuvem de pontos resultante desta tecnologia é muito grande, tornando-se um cenário típico de aplicação de *Big Data* e a quantidade de informações inconsistentes levam a precariedade dos resultados estudados. Esta pesquisa de iniciação científica propõe-se a estudar técnicas de otimização e aprendizagem de máquina capazes de diminuir a quantidade destes dados, sem perda de informações relevantes, bem como estudar técnicas baseados em *Mineração de Dados* para realizar o pré-processamento de forma eficiente, utilizando como entrada dados provenientes de um sobrevoo de um *drone* que possui o equipamento LiDAR acoplado.

Palavras-chaves: Otimização, Aprendizagem de Máquina, Mineração de Dados, Dinâmica do Carbono, Floresta Amazônica.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Foto do VANT utilizado no cenário de aplicação (modelo md4-1000). Fonte: (16).	14
Figura 2 – Software utilizado na elaboração e controle do trajeto. Fonte: (16) . . .	15
Figura 3 – Visualização da base de dados, fornecendo visão em vista aérea.	17
Figura 4 – Visualização da base de dados, fornecendo visão em vista aérea e lateral. A visualização foi projetada afastada para exibir a quantidade de ruídos presente nesta base de dados.	18
Figura 5 – Visualização da base de dados devidamente filtrada, fornecendo visão aérea e lateral.	19
Figura 6 – Visualização da base de dados com os pontos de retorno do terreno, fornecendo visão em vista aérea.	21
Figura 7 – Visualização da base de dados com os pontos de retorno do terreno, fornecendo visão em vista aérea e lateral.	21

Lista de tabelas

Tabela 1 – Cronograma previsto das atividades realizadas no período de pesquisa.	9
Tabela 2 – Cronograma realizado das atividades realizadas no período de pesquisa.	10
Tabela 3 – Tabela de atributos presentes na base de dados	16

1 Introdução

A tecnologia de sensoriamento remoto LiDAR consiste de um transmissor laser, e um receptor que converte a energia emitida e recebida (através do pulso de laser refletido no objeto) em impulsos elétricos, possuindo a finalidade de medir a distância entre um sensor e um ponto específico (15). Graças ao surgimento desta tecnologia, pesquisas aplicadas ao sensoriamento remoto vem sendo estudadas afim de permitir a coleta de dados com maior eficiência e com alta acurácia. Dentre estas pesquisas, o processo de inventário florestal é realizado utilizando esta técnica com o objetivo de quantificar a quantidade de biomassa existente em uma determinada região da floresta, deste modo pode-se calcular a quantidade de carbono existente nesta área através de modelos estatísticos baseado em regressão linear, onde a principal variável é o diâmetro da altura do peito do tronco e arbitrariamente, sendo um componente difícil de se obter, a altura média das árvores (10). Como o uso do avião proveniente de projetos realizados em conjunto com órgãos estrangeiros é impossibilitado por razões legais, o INPA (Instituto Nacional de Pesquisas da Amazônia) adquiriu, através do projeto CADAF (*Carbon Dynamics of Amazon Forest*) dois VANTs equipados com a tecnologia LiDAR, com o intuito de realizar estudos através dos dados coletados. Neste cenário de aplicação, técnicas computacionais são utilizadas para inferir na análise dos dados, principalmente no pré-processamento visto que a quantidade de dados é muito grande e questões como eliminação de ruídos e outliers são de grande importância para realização do processamento de modo mais confiável. Este projeto de iniciação científica é uma continuação do trabalho de um antigo aluno e vem sendo realizado dentro de um escopo maior, onde se tem o objetivo de utilizar técnicas computacionais avançadas para tornar possível calcular a quantidade de carbono existente em uma região de floresta de modo eficiente, operando em cima do pré-processamento dos dados produzidos pelo LiDAR.

1.1 Motivação

Com a realização de diversas conferências internacionais e o estabelecimento do protocolo de Quioto no Japão, é notável a preocupação em agir de forma eficaz a fim de controlar a destruição do meio ambiente. Entretanto, apenas determinar metas e projeções de redução do desmatamento e de queimadas não são suficientes para se alcançar o objetivo estipulado pela Convenção-Quadro da ONU sobre Mudança do Clima (UNFCCC).

Segundo Laplane e Franco (6), a dinâmica contínua de expansão da fronteira baseada no esgotamento de recursos naturais, desigualdades e pobreza devem ser substituídos por uma nova lógica de uso dos elementos da natureza e da terra. Isso deve incluir a criação de

incentivos positivos para a redução da pressão sobre as florestas em pé e reconhecimento e apoio aos responsáveis pela conservação dos estoques de floresta remanescentes. Ainda segundo os autores, é necessário agregar conhecimento aos processos produtivos e induzir agentes econômicos e sociais a mudarem o seu comportamento de modo a promover a educação, inovação e criatividade. Sob esta perspectiva surgiu o programa REDD+ (do inglês *Reduce Emissions for Deforestation and Degradation*), considerado uma extensão do conceito do REDD, que abrange também incentivos positivos aos países em desenvolvimento, comprometidos na redução de emissão de carbono.

A ideia principal do esquema REDD é a diminuição compensada de emissões, isto é, países em desenvolvimento detentores de florestas tropicais recebem compensação financeira internacional por promover a redução da emissão de carbono oriunda do desmatamento (6). Embora o conceito do REDD seja interessante, existe um grande problema quanto a parte financeira do sistema. Para que o financiador possa investir, é preciso ter credibilidade quanto a quantidade do estoque de carbono preservado e as incertezas relacionadas, o que só é possível com um relatório de monitoramento bem elaborado. Convencer as organizações de que a estimativa de redução ou aumento de estoque de carbono é um modelo confiável exige metodologias robustas, de modo que a estimativa seja condizente com a realidade (8). É com base esta afirmativa que o uso da tecnologia LiDAR encontra-se em pleno crescimento. Com base na coleta de dados espaciais, aliados com o poder de análise em uma região mais vasta do que utilizando técnicas tradicionais o LiDAR proporciona novas formas de estudos na área ambiental, além das tradicionais onde o operador necessita de dados em campo para obter a estimativa de carbono.

1.2 Justificativa

O veículo aéreo não-tripulado equipado com a tecnologia LiDAR possui a capacidade de registrar as coordenadas x , y e z de uma superfície-alvo. O problema de operar com esses dados é que a quantidade dos mesmos é maciça, tornando qualquer operação uma tarefa relativamente difícil computacionalmente. Por exemplo, Hochreiter e Waldhouser (11) exemplificam esta dificuldade no experimento que os autores realizaram utilizando um equipamento LiDAR acoplado a um avião. Segundo os mesmos, cada ponto imageado e armazenado em uma mídia física ocupa 10 bytes. Utilizando uma resolução moderada de 5 pontos por metro quadrado, a nuvem de pontos gerada pelo equipamento ocupa aproximadamente 5 terabytes em espaço físico, o que significa que em apenas um sobrevoo $5 \cdot 10^{11}$ pontos são registrados. Além disso, os profissionais que trabalham com inventário florestal precisam operar com várias nuvens de pontos provenientes de vários sobrevoos diferentes, o que definitivamente inviabiliza o uso de técnicas computacionais custosas. Outra preocupação é em relação a acurácia desses dados, pois a nuvem de pontos pode ser gerada com diversas situações onde os dados não são consistentes. Deste modo, a área

de otimização combinatória pode ser aplicada a este contexto, com a finalidade de não apenas reduzir esta massa de dados, mais permitir que os dados sejam mais consistentes, tornando disponível dados que realmente possam oferecer uma estimativa de biomassa mais coeso, de modo que o custo computacional utilizado por outros métodos algorítmicos seja amortizado.

1.3 Objetivos

Conforme visto a justificativa do projeto, a dimensão do produto do LiDAR é muito grande, o que torna qualquer operação avançada sobre estes dados um procedimento de alto custo computacional. Entretanto, para uma estimativa mais consistente, é necessário retirar os pontos não importantes da nuvem de dados, ou seja, os pontos gerados que geram um erro maior na estimativa do carbono. É dito que um ponto é inconsistente quando este é gerado devido situações onde o LiDAR gera ruídos, seja por pássaros, vento forte ou qualquer situação onde o ponto não condiz com sua real localização na floresta. Deste modo, o objetivo geral do projeto de pesquisa é estudar e aplicar técnicas de Combinação Combinatória, com apoio as diversas áreas existentes (aprendizagem de máquina, mineração de dados), de modo que forneça um modelo computacional confiável e capaz de diminuir a gama de dados provenientes do estudo de regiões florestais com base na tecnologia LiDAR. Como o projeto possui um grande escopo em nível de doutorado, os objetivos específicos foram restringidos neste projeto de iniciação científica, de modo que o escopo fosse adequado para o trabalho de pesquisa. Foram priorizados os estudos referentes ao cenário de aplicação, abordando o sensoriamento remoto e entendimento do problema a ser tratado e revisão da literatura nos conceitos relativos à área de computação. Os objetivos específicos do projeto são:

1. Estudo do cenário de aplicação, entendendo os conceitos do cenário a ser estudado.
2. Buscar através do processo de revisão da literatura como a grandeza dos dados pode ser diminuída aplicando técnicas de otimização, sem perda generalizada de informação
3. Estudar técnicas de mineração de dados para a redução da dimensionalidade através de técnicas de agrupamento, separando as regiões factíveis das não-factíveis.

2 Cronograma e atividades desenvolvidas

Esta seção descreve o cronograma real e estimado durante o período do projeto. Vale ressaltar que o presente autor substituiu o antigo bolsista deste trabalho, deste modo, foi retirado do cronograma atividades como elaboração do relatório parcial, pois foi realizado pelo antigo autor.

2.1 Cronograma previsto

Em virtude do pouco tempo restante para elaboração deste projeto após a substituição do antigo bolsista e considerando o escopo definido pelo objetivo do projeto, o autor deste relatório definiu uma estimativa de cronograma árduo. Abaixo, tem-se o cronograma estimado nas atividades do projeto:

Atividade prevista	Mês											
	08	09	10	11	12	01	02	03	04	05	06	07
Revisão da literatura								*	*	*		
Análise dos dados de LiDAR								*	*	*		
Estudo de técnicas de otimização								*	*	*		
Estudo de técnicas de mineração de dados								*	*	*	*	
Escrita do relatório final											*	*

Tabela 1 – Cronograma previsto das atividades realizadas no período de pesquisa.

2.2 Cronograma real

Em virtude do assunto tratado ser um problema bastante amplo e multidisciplinar, a revisão da literatura demandou mais tempo que o previsto. Além da necessidade de um estudo mais aprofundado, novas abordagens foram vistas a medida que o cenário de aplicação era melhor compreendido, porém, mostrou-se bastante desafiador com a falta de tempo. Estas e outras mudanças podem ser vistas com maiores detalhes na tabela abaixo.

3 Referencial teórico

Esta seção descreve o referencial teórico adotado em torno da área de Ciência da Computação. Diferentes tópicos para representação e modelagem do problema são abordados nesta seção, sob o ponto de vista computacional.

3.1 Mineração de Dados

Devido ao pouco tempo para realização do projeto, os esforços foram concentrados na revisão da literatura relacionada ao pré-processamento da nuvem de pontos. Questões como: Filtragem dos dados, identificação dos pontos que chegam ao terreno para determinação do Modelo Digital do Terreno (*Digital Terrain Model*), diminuição da quantidade de dados da nuvem de pontos sem perda generalizada de informações relevantes, foram priorizados. A técnica de mineração de dados é o processo de exploração de grandes quantidades de dados com o objetivo de encontrar anomalias, padrões e correlações. Ela nos permite filtrar todo o ruído caótico e repetitivo, entender o que é relevante e, então, fazer bom uso dessa informação para avaliar os prováveis resultados. Na área de sensoriamento remoto, existem diversas técnicas para trabalhar com mineração de dados, cujo o objetivo é a realização do pré-processamento da nuvem de pontos, retirando dados indesejados. Na literatura, Chehata *et al.* (2) e muitos outros pesquisadores abordaram o método de clusterização *k-means* para abordar o problema em questão. Contudo, o método não é uma boa escolha para este escopo. Como explicitado por Grigsby (9), o método *k-means* possui três problemas que tornam o uso do método inadequado. Primeiramente, o *k-means* assume que se sabe o número de objetos procurados, o que não ocorre neste caso. Em segundo lugar, a configuração dos dados não é respeitada na construção dos clusters pelo método. Por último, todos os pontos estão associados a algum cluster, o que requer um pré-processamento e filtros robustos dos dados, que é a finalidade deste trabalho. Outra abordagem utilizada, porém atrativa e mais adequada para a resolução do problema é a clusterização por densidade de pontos. Utilizando algoritmos de densidade baseada em *clustering* hierárquico como o DBSCAN e o OPTICS, é possível separar os pontos de interesse dos demais, inclusive os pontos afetados pelo ruído, o que torna interessante a sua aplicação no contexto da utilização da tecnologia LiDAR. Ambos os algoritmos utilizam um determinado número mínimo de pontos que estão a uma distância ϵ para os membros do grupo de pontos de interesse e determina a construção dos clusters por adjacência dos pontos de interesse (9). Diversas técnicas de mineração de dados podem ser utilizadas para analisar o comportamento do problema, entretanto, no cenário de aplicação atual,

o objetivo de realizar o pré-processamento dos dados não requer apenas a realização do agrupamento, pois para os engenheiros florestais, a finalidade é entender a penetrabilidade do laser em uma floresta densa como o Amazonas. Simplesmente realizar o agrupamento corre risco de considerar informações relevantes como irrelevantes e vice-versa, podendo classificar um dado importante como ruído por exemplo, especialmente no processo de filtrar os pontos do terreno. A abordagem utilizada pelo bolsista para tratar melhor o problema foi tentar minimizar esse erro através de métodos estatísticos e de simplificação, onde utilizou-se a biblioteca para fazer a manipulação da nuvem de pontos chamada PCL (*Point Cloud Library*) (20), essa possui vários algoritmos para manipulação, com implementações eficientes e estado-da-arte.

3.2 Otimização Combinatória

Em linhas gerais, um problema de otimização tem como objetivo maximizar ou minimizar uma função objetivo definida sobre um certo domínio. A teoria clássica considera este domínio sendo infinito. Entretanto, existem problemas especiais, classificados como de otimização combinatória, onde o domínio é finito (5). Embora seja possível encontrar a solução ótima realizando uma busca exaustiva pelo conjunto de soluções, o custo computacional de se realizar isto é muito grande. Com base nesta afirmativa, a área de combinação combinatória busca utilizar técnicas algorítmicas capazes de achar a solução ótima exata ou aproximada sem utilizar a busca exaustiva.

Existem poucos trabalhos na literatura centrados na utilização de técnicas de otimização para este cenário de aplicação. Dentro desta área restrita, pode-se citar o trabalho de Denys Silveira *et al* (7), antigo bolsista que iniciou a realização deste trabalho, que determina parcelas florestais representativas associando a problemática com os problemas de localização de facilidades apresentados por Farahani(18). O Problema de Localização por Cobertura Máxima (*Maximum Covering Location Problem*) (3) foi o que mais representou dentre os demais problemas de localização de facilidades, onde se tem uma função objetivo, junto com um conjunto de restrições que visa maximizar a representativa da parcela escolhida e das demais parcelas cobertas por ela. A determinação da parcela mais representativa foi computada através da utilização da metaheurística GRASP (*Greedy Randomized Adaptive Search Procedure*) (4). Outro trabalho que utiliza técnicas de otimização que está mais ligado com o escopo deste projeto, por ter a finalidade de trabalhar em cima do pré-processamento dos dados, como dito anteriormente, é do Serkan Ural e Jie Shan (21), que utilizou o problema do corte mínimo (*Min-Cut Problem*) em um grafo para filtrar o terreno da nuvem de pontos. Será explicado melhor abaixo devido sua aplicabilidade ser mais voltada ao objetivo desta pesquisa.

Um grafo $G = (V(G), E(G))$ É constituído por um par de conjuntos de $V(G)$

e $E(g)$, e uma relação de incidência $tg(\cdot)$ Que mapeia pares de elementos de $V(G)$, para elementos de $E(g)$. $V(G)$ contém elementos que são chamados vértices ou nós, $E(g)$ contém os elementos que são chamadas arestas de G (14).

Assumindo que cada ponto da nuvem de dados seja um nó conectado aos demais nós, bem como dois nós auxiliares para representar o terreno(ground) ou não(off-ground), uma função de energia é projetado nesse grafo. O grafo é construído de modo que o custo dos dados é atribuído as arestas que conectam os pontos aos nós auxiliares e o custo de suavidade às arestas entre os pontos. Os dados e o termo de suavidade da função de energia são formulados usando pontos de elevação e informação de aproximação do terreno. Os dados realizam a probabilidade dos pontos serem terreno ou não, enquanto o termo de suavidade impõe coerência espacial entre os pontos vizinhos. A função de energia é otimizada para encontrar o corte mínimo no grafo por meio de um algoritmo de alfa-expansão.

A função de energia do problema é definida como:

$$E(f) = \lambda E_{\text{dados}}(f) + E_{\text{suavidade}}(f)$$

$$E_{\text{dados}}(f) = \sum_i D(f_i)$$

$$E_{\text{suavidade}}(f) = \sum_{i,j} V_{i,j}(f_i, f_j)$$

O grafo de corte resultante fornece a rotulagem da nuvem de dados como pontos do terreno e pontos que não sejam do terreno. Para o escopo deste projeto, se basear neste trabalho seria o ideal, contudo o artigo foi publicado na metade de Julho deste ano e o bolsista não teria tempo de estudar a fundo afim de desenvolver um projeto mais robusto baseado no mesmo, contudo utilizará como trabalhos futuros, visto que a relação da área de otimização e aprendizagem de máquina junto com mineração de dados estão mais interligados neste trabalho.

4 Cenário de aplicação

Esta seção descreve o cenário de aplicação estudado, descrevendo os VANTs utilizados, a massa de dados produzida pelo equipamento LiDAR, assim como outros tópicos relevantes para o conhecimento do cenário do projeto.

4.1 Utilização do VANT para obtenção dos dados

Para realizar a coleta de dados, o INPA utiliza um quadricóptero da marca Microdrones[®], adaptado para ser capaz de transportar o equipamento LiDAR. Este VANT possui autonomia de aproximadamente 35 minutos e consegue percorrer altitudes elevadas, tendo sucesso em voos realizados a 500 metros de altitude (16). O equipamento é bastante estável e resistente às diversas condições climáticas, sendo este o motivo primário pela escolha deste modelo para realizar a pesquisa em uma região de floresta densa. Para permitir o controle da localização do veículo, o VANT é equipado com um GPS (Global Position System) de boa precisão, embora inferior aos outros equipamentos GPS de alta precisão devido à restrição de altura e peso.



Figura 1 – Foto do VANT utilizado no cenário de aplicação (modelo md4-1000). Fonte: (16).

A característica densa da floresta amazônica não permite o alcance ideal do sinal de GPS, tornando a altitude máxima de operação máxima do veículo limitada.

A visualização dos dados de voo, como altitude, velocidade do vento, angulação do quadricóptero e intensidade do sinal de GPS é transmitido dos sensores do equipamento através de um emissor de radiofrequência e um receptor acoplado ao computador do operador e controlado pelo software mdCockpit[®] disponibilizado junto com o equipamento.

4.2 Base de dados

A base de dados é relativamente simples. Para armazenar informações interessantes utilizando a tecnologia à *laser*, dados de cunho geoespacial e de temporização são arma-

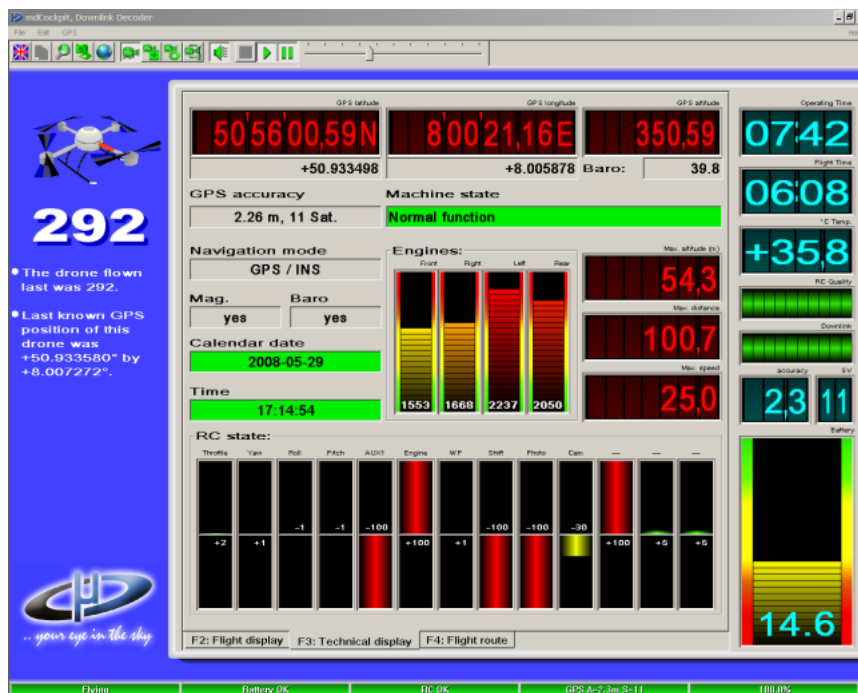


Figura 2 – Software utilizado na elaboração e controle do trajeto. Fonte: (16)

zenados para serem utilizados por uma gama de aplicações. A tabela abaixo caracteriza todos os campos armazenados pelo equipamento LiDAR.

Apesar dos campos x , y , z (altitude) do ponto serem os mais importantes, campos como roll, pitch e yaw foram de grande importância para solução de problemas técnicos, assim como outros campos que ajudaram a entender melhor os dados para realização do pré-processamento. De acordo com a literatura, a utilização do campo de retorno da intensidade do laser também se mostrou importante para diversas técnicas, especialmente na área de segmentação de imagem, onde é construído um histograma baseado na intensidade para realizar os diversos tratamentos. Contudo, o LiDAR utilizado não possui o campo de intensidade do laser. Os atributos são numéricos e simples, pois representam a posição de um ponto no espaço. O problema em si dessa base de dados é a quantidade de amostras a serem tratadas. É interessante mencionar que a base de dados utilizada foi obtida com os pesquisadores de geotecnologia do Instituto Nacional de Pesquisas da Amazônia (INPA), e é proveniente de um sobrevoo rápido e experimental em uma pequena área contida na Estação Experimental de Silvicultura ZF-2. A base de dados utilizada possui aproximadamente 3 milhões de pontos, o que já proporciona um esforço computacional considerado.

Nome do Campo	Tipo
<i>GPS Time (sec)</i>	Registra o tempo exato em segundos através do GPS.
UTM Zone	Informa a zona UTM do local imageado.
X of UAV* (m)	Campo relativo a posição do VANT no eixo X.
Y of UAV* (m)	Campo relativo a posição do VANT no eixo Y.
Z of UAV* (m)	Campo relativo a posição do VANT no eixo Z.
Relative height (m)	Distância vertical relativa entre o veículo e o ponto.
Roll (degree)	Angulação entre o eixo X e a posição do VANT.
Pitch (degree)	Angulação entre o eixo Y e a posição do VANT.
Yaw (degree)	Angulação entre o eixo Z e a posição do VANT.
Angle (degree)	Ângulo entre o ponto registrado e o equipamento.
Layer Number	Identifica a camada de observação.
Distance (m)	Distância euclidiana relativa entre o veículo e o ponto.
X of scattering point (m)	Posicionamento relativo do ponto em relação a coordenada X.
Y of scattering point (m)	Posicionamento relativo do ponto em relação a coordenada Y.
Altitude of scattering point (m)	Posicionamento relativo do ponto em relação a coordenada Z.
Relative height of scattering point (m)	Distância vertical relativa entre o ponto origem e o ponto registrado.
X of point (m)	Posicionamento absoluto do ponto em relação a coordenada X.
Y of point (m)	Posicionamento absoluto do ponto em relação a coordenada Y.
Altitude of point (m)	Posicionamento absoluto do ponto em relação a coordenada Z.
Relative height of point (m)	Distância vertical absoluta entre um ponto médio e o ponto registrado.

Tabela 3 – Tabela de atributos presentes na base de dados

5 Métodos utilizados e Resultados

Com a base de dados presente, a primeira tarefa foi identificar os pontos coincidentes, ou seja, coordenadas duplicadas. São ocasionadas por ruídos ou devido uma sobreposição de dados na trajetória do drone. Para isso, foi utilizado a linguagem de script awk, que é uma linguagem de programação extremamente versátil para trabalhar com arquivos, processar dados nos textos e afins. Depois foi eliminado trajetórias curvadas do drone, onde foi priorizado uma trajetória linear de ida e volta para analisar e tratar melhor os dados.

Após o tratamento inicial, a tarefa foi descobrir se apenas as coordenadas X, Y e Z dos pontos eram suficientes para registrar todas as características da área estudada. Com base nos trabalhos de Kraus (13), foi constatado que o fato era possível. Tendo base esta revisão da literatura, o autor decidiu estudar o comportamento dos dados e validar a hipótese projetando as informações do LiDAR em um software. Para isso, foi utilizado o programa FugroViewer, um programa para manipulação de dados geoespaciais. Para representar os dados de forma efetiva, os pontos com cor mais azulada seriam de menor altitude, enquanto os de tons avermelhadores teriam altitude maior. A seguir, tem-se os dados gerados através do programa FugroViewer utilizando a base de dados do LiDAR obtida.

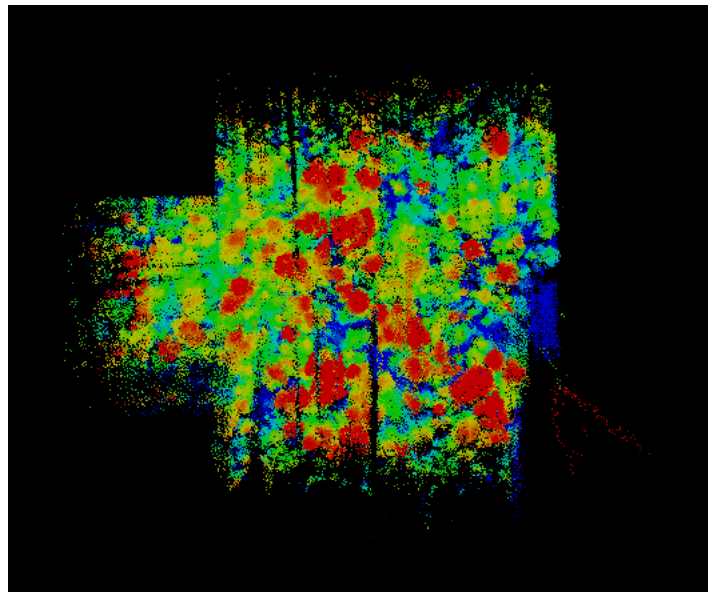


Figura 3 – Visualização da base de dados, fornecendo visão em vista aérea.

Portanto, existe a possibilidade de aplicar técnicas computacionais baseadas apenas nas coordenadas de cada ponto da superfície no espaço, utilizando a latitude, a longitude e a altitude. Após isso, é realizado de fato o pré-processamento dos dados. Na qual,

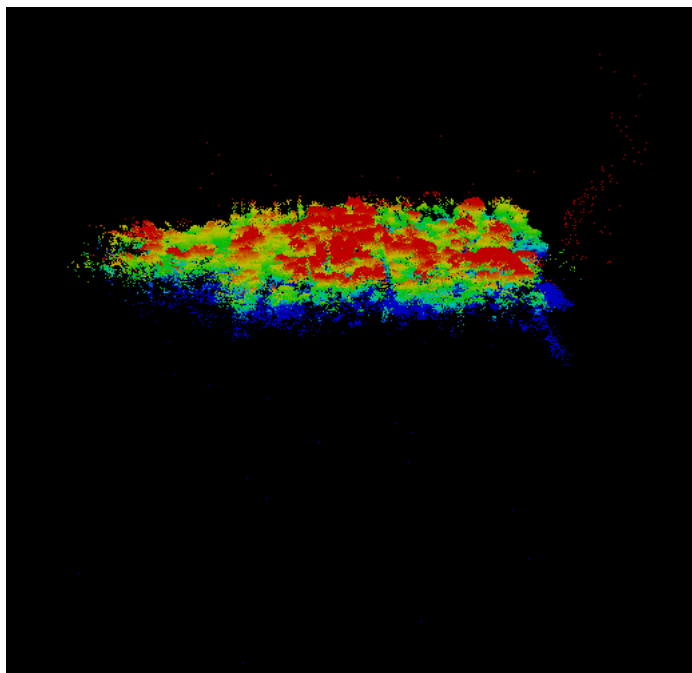


Figura 4 – Visualização da base de dados, fornecendo visão em vista aérea e lateral. A visualização foi projetada afastada para exibir a quantidade de ruídos presente nesta base de dados.

algoritmos de simplificação e remoção de ruído das nuvens são responsáveis por remover pontos redundantes e ruidosos. Mesmo com sensores precisos como laser scanners modernos, existem outliers e ruído nas leituras, o que deve ser tratado visto que afetam em muito o processamento dos dados, por este motivo é de extrema importância tratar eficientemente os dados no pré-processamento. Para diminuir a quantidade de pontos da nuvem, foi utilizado um algoritmo de simplificação que utiliza Voxel Grid 3D (caixas 3D no espaço) (20), esse é utilizado para representar conjuntos de pontos da nuvem. Após a criação dos voxels, calcula-se o centroide dos mesmos, onde este irá substituir o conjunto de pontos do respectivo voxel. Quanto maior o voxel maior será o conjunto de pontos, consequentemente maior será a simplificação. O tamanho do voxel foi encontrado com base em experimentos, considerando para tal a resolução do sensor utilizado nos mesmos. Os valores simplificam uma grande quantidade de pontos sem perder excessivamente informação geométrica.

Para remover os ruídos e outliers, foi utilizado o algoritmo Statistical Outlier Removal proposto por Rusu *et al* (19). Esse algoritmo propõe uma análise estatística sobre a vizinhança de cada ponto, e remove aqueles que não satisfazem o critério proposto. Este baseia-se no cálculo da distribuição de probabilidade dos pontos. Para cada ponto, calcula-se a distância média para todas as distribuições vizinhas que são criadas. Assumindo que a distribuição é uma distribuição Gaussiana com média e desvio padrão. Todos os pontos cuja posição estão fora dos intervalos definidos pelas distribuições, podem ser considerados como ruído ou outlier. Deste modo, a classificação dos pontos para remoção dos ruídos não se baseou apenas na utilização do método de clusterização, onde Grigsby

(9) aponta diversas limitações do método $k - means$ (vide seção Referencial Teórico) e sim na utilização de um grid para simplificação onde é aplicado um método de vizinhança com base estatística para identificação dos ruídos e outliers.

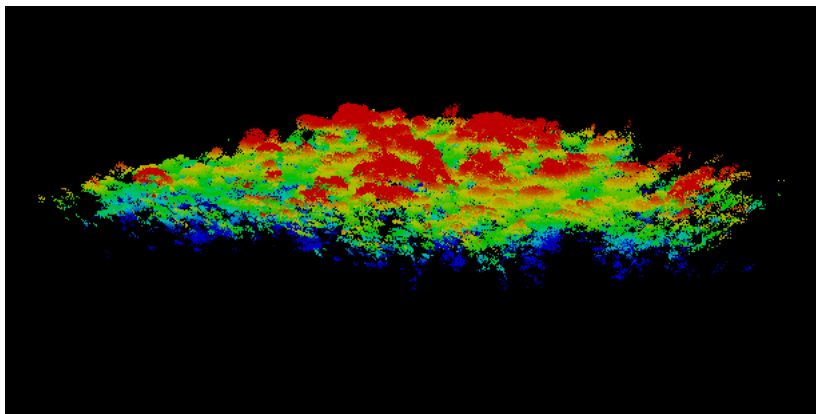


Figura 5 – Visualização da base de dados devidamente filtrada, fornecendo visão aérea e lateral.

5.1 Identificando pontos de retorno do Terreno

Remover pontos não terrestres (nonground) a partir de conjuntos de dados do LiDAR tem provado ser uma tarefa desafiadora, K. Zhang *et al* (12) desenvolveram um filtro morfológico progressivo para detectar pontos não terrestres na nuvem de dados do LiDAR. Ao aumentar gradualmente o tamanho da janela do filtro e usando limiares de diferença de elevação, as medições dos objetos não terrestres são removidos, enquanto os dados terrestres são preservados. A técnica de morfologia matemática foi escolhida para o escopo deste projeto, devido os bons resultados obtidos em regiões de florestas, de acordo com o trabalho de Meng X. *et al* (22), que produziram um survey de questões críticas para os métodos de filtragem do terreno a partir do LiDAR aéreo. Morfologia matemática compõe operações baseadas na teoria dos conjuntos para extrair recursos de uma imagem. Duas operações fundamentais, dilatação e erosão, são comumente empregados para ampliar (dilatar) ou reduzir (erodir) o tamanho de características em imagens binárias. Operações de dilatação e erosão podem ser combinadas para produzir operações de abertura e fechamento. O conceito de erosão e dilatação foi estendido para imagens de vários níveis e corresponde a encontrar o mínimo ou máximo das combinações de valores de pixel e a função de kernel, respectivamente, dentro de uma vizinhança específica de cada imagem (17). A ideia geral da metodologia do filtro morfológico progressivo para construção do modelo digital do terreno (Digital Terrain Model) pode ser explicado em quatro etapas:

Passo 1: Os dados referentes as coordenadas do LiDAR são carregados. Um grid de superfície mínima regularmente espaçados é construído, selecionando a altitude mínima em cada célula do grid. As coordenadas dos pontos são armazenados em cada célula do

grid. Se uma célula não contém medidas, é atribuído o valor de medição do ponto mais próximo.

Passo 2: O filtro morfológica progressivo cujo principal componente é uma operação de abertura é aplicada à superfície do grid. Na primeira iteração, a superfície mínima de elevação juntamente com um tamanho inicial da janela de filtragem proporcionam as entradas para o filtro. Nas seguintes iterações, o filtro obtido a partir da superfície da iteração anterior e um aumento do tamanho da janela do Passo 3 são utilizadas como entrada para o filtro. A saída deste passo incluem: a) a superfície mais suavizada a partir do filtro morfológica e b) os pontos não terrestres detectados com base no limiar de diferença de elevação.

Passo 3: O tamanho da janela do filtro é aumentado e o limiar de diferença de elevação é calculada. Os passos 2-3 são repetidos até que o tamanho da janela do filtro é maior do que um valor máximo pré-definido. Este valor é usualmente ajustada para ser ligeiramente maior do que o tamanho máximo do objeto ou árvore, como neste caso.

Passo 4: O último passo é gerar o DTM com base no conjunto de dados após os pontos não terrestres terem sido removidos.

A seleção do tamanho da janela de filtro e o limiar de diferença de elevação é crítica para conseguir bons resultados quando se aplica esta metodologia. Para seleção do tamanho da janela, uma escolha simples é o de aumentar o tamanho da janela linearmente pela seguinte fórmula:

$$w_k = 2kb + 1$$

onde $k = 1, 2, \dots, M$ e b é o tamanho inicial da janela. O tamanho máximo da janela é igual a $2Mb + 1$. A vantagem de aumentar o tamanho da janela linearmente é que mudanças graduais na topografia são bem conservadas.

O limiar de diferença de elevação pode ser determinado com base na inclinação de topografia na área de estudo. Existe uma relação entre a diferença máxima de elevação para o terreno $dh_{max(t),k}$, o tamanho da janela w_k , e o declive do terreno s assumindo que a inclinação é constante.

$$s = \frac{dh_{max(t),k}}{\frac{(w_k - w_{k-1})}{2}}$$

Portando, o limite de elevação $dh_{T,k}$ é dado por:

$$dh_{T,k} = \begin{cases} dh_0, & \text{if } w_k \leq 3 \\ s(w_k - w_{k-1})c + dh_0, & \text{if } w_k > 3 \\ dh_{max}, & \text{if } dh_{T,k} > dh_{max} \end{cases}$$

onde dh_0 é o limiar inicial de diferença de elevação, s é o declive, c é o tamanho da célula e o dh_{max} é o limiar máximo de diferença de elevação.

Após aplicação da técnica, percebeu-se que as árvores foram retiradas e os pontos de retorno do terreno ficaram mais fáceis de serem analisados, entretanto, pode-se perceber que objetos um pouco acima do terreno ainda foram considerados equivocadamente.

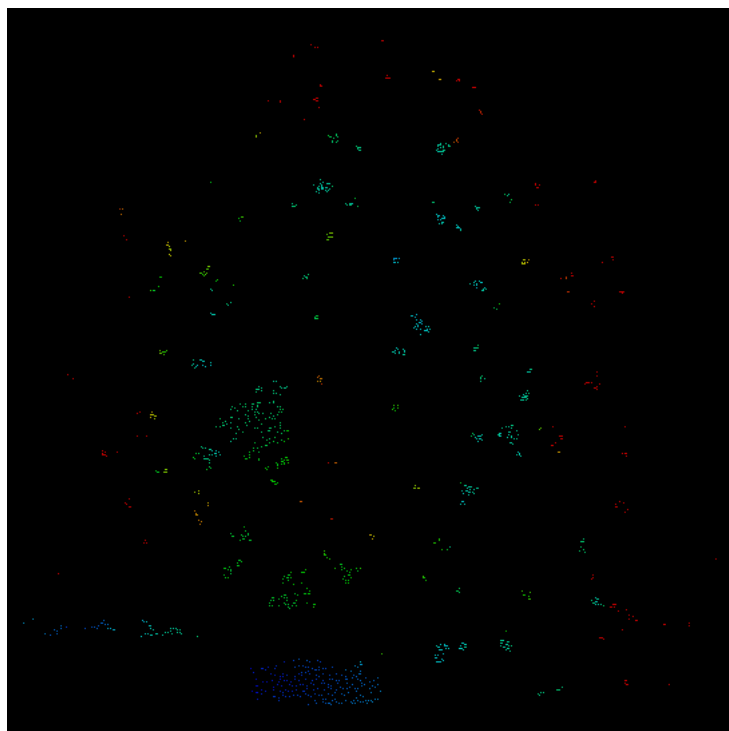


Figura 6 – Visualização da base de dados com os pontos de retorno do terreno, fornecendo visão em vista aérea.

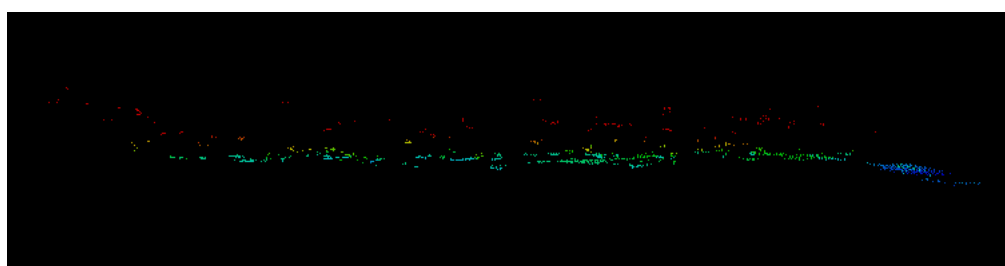


Figura 7 – Visualização da base de dados com os pontos de retorno do terreno, fornecendo visão em vista aérea e lateral.

6 Considerações finais

A preocupação com o tratamento dos dados do LiDAR na questão do pré-processamento e processamento vem sendo pesquisado nos últimos anos. Diversas metodologias foram propostas para reduzir a inconsistência dos dados, especialmente para o LiDAR aéreo, onde a quantidade de outliers é bem maior do que o LiDAR terrestre. Devido ao pouco tempo, o presente bolsista não conseguiu fazer algo mais robusto, porém ficou claro que com os resultados obtidos, torna-se visível que a aplicação de técnicas de otimização e mineração de dados é um tema relativamente recente para pesquisa em torno da tecnologia LiDAR em uma abordagem computacional, principalmente para a análises de resultados em florestas densas como o Amazonas. Apesar da técnica de morfologia matemática demonstrar bons resultados em aplicações florestais de acordo com o survey (22), em florestas densas não apresentou solução ideal para o problema em questão. A utilização da biblioteca para manipulação de pontos PCL, mostrou-se eficiente e com ótimos resultados no tratamento dos ruídos e outliers. Como trabalhos futuros, pretende-se utilizar novas abordagens mais robustas que o modelo atual, como entender melhor os dados trabalhados, utilizando campos como intensidade do laser, camadas do laser, teoria dos grafos e modelos teóricos matemáticos mais consistentes e compará-los com os modelos utilizados na literatura.

Referências

- 1 Nenhuma citação no texto.
- 2 CHEHATA, N., DAVID, N., AND BRETAR, F. Lidar data classification using hierarchical k-means clustering. In *ISPRS Congress Beijing 2008* (2008), vol. 37, pp. 325–330. Citado na página 11.
- 3 CHURCH, R., AND VELLE, C. R. The maximal covering location problem. *Papers in regional science* 32(1) (1974), 101–118. Citado na página 12.
- 4 FEO, T. A., AND RESENDE, M. G. Greedy randomized adaptive search procedures. *Journal of global optimization* 6(2) (1995), 109–133. Citado na página 12.
- 5 FLÁVIO KEIDI, M. Otimização combinatória, 2014. Citado na página 12.
- 6 GALVÃO, A.C.F. E LOURENÇO, A., AND MOUTINHO, P. *REDD no Brasil, um enfoque amazônico: fundamentos, critérios e estruturas institucionais para um regime nacional de Redução de Emissões por Desmatamento e Degradação florestal - REDD*. Centro de Gestão e Estudos Estratégicos, 2011. Citado 2 vezes nas páginas 6 e 7.
- 7 GEMAQUE, R. N. ; SILVEIRA, D. D. B. . R. R. F. . H. N. Determinação de parcelas florestais representativas através da otimização de dados lidar no processo de estimativa de captura de carbono. *XLVI Simpósio Brasileiro de Pesquisa Operacional PIB-E* (2013). Citado na página 12.
- 8 GRASSI, G., MONNI, S., FEDERICI, S., ACHARD, F., AND MOLLICONE, D. Applying the conservativeness principle to redd to deal with the uncertainties of the estimates. *Environmental Research Letters* 3, 3 (2008), 5005. Citado na página 7.
- 9 GRIGSBY, S. Spatial clustering in python: Processing lidar points into objects. Citado 2 vezes nas páginas 11 e 19.
- 10 HIGUCHI, M., AND HIGUCHI, N. *A Floresta Amazônica e suas múltiplas dimensões: uma proposta de educação ambiental*. INPA; [Brasília]: CNPq, 2004. Citado na página 6.
- 11 HOCHREITER, R., AND WALDHAUSER, C. An evolutionary approach towards clustering airborne laser scanning data. *arXiv preprint arXiv:1401.4848* (2014). Citado na página 7.
- 12 KEQI ZHANG, SHU-CHING CHEN, D. W. M.-L. S. J. Y., AND ZHANG, C. A progressive morphological filter for removing nonground measurements from airborne lidar data. *IEEE TRANSACTIONS ON GEOSCIENCE AND REMOTE SENSING* 41 (2004), 872–882. Citado na página 19.
- 13 KRAUS, K., AND PFEIFER, N. Determination of terrain models in wooded areas with airborne laser scanner data. *ISPRS Journal of Photogrammetry and remote Sensing* 53, 4 (1998), 193–203. Citado na página 17.

- 14 KROPATSCH, W., H.-Y. . I. A. K.-H. B. . M. L. E. *Multiresolution Image Segmentations in Graph Pyramids*, vol. 52. Springer-Verlag Berlin Heidelberg, 2007. Citado na página 13.
- 15 MATHER, P. M. *Computer Processing of Remotely-Sensed Images: An Introduction*. Wiley Chichester et al., 1987. Citado na página 6.
- 16 MICRODRONES, C. Information for md4-1000, 2014. Citado 3 vezes nas páginas 4, 14 e 15.
- 17 R. M. HARALICK, S. R. S., AND ZHUANG, X. Image analysis using mathematical morphology. *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell PAMI-9* (1987), 523–550. Citado na página 19.
- 18 REZA ZANJIRANI FARAHANI, NASRIN ASGARI, N. H. M. H., AND GOH., M. Covering problems in facility location: A review. *Computers Industrial Engineering* 62(1) (2012), 368–407. Citado na página 12.
- 19 RUSU, R., M. Z. B. N. D. M., AND BEETZ, M. Towards 3d point cloud based object maps for household environments. *Robotics and Autonomous Systems* 56(11) (2008), 927–941. Citado na página 18.
- 20 RUSU, R. B., AND COUSINS, S. 3d is here: Point cloud library (pcl). *IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA)* (2011). Citado 2 vezes nas páginas 12 e 18.
- 21 URAL, S., AND SHAN, J. A min-cut based filter for airborne lidar data. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences XLI-B3* (2016), 395–401. Citado na página 12.
- 22 XUELIAN MENG, N. C., AND ZHAO, K. Ground filtering algorithms for airborne lidar data: A review of critical issues. *Remote Sensing* 2010 2 (2010), 833–860. Citado 2 vezes nas páginas 19 e 22.