

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA MARIA
CENTRO DE TECNOLOGIA
CURSO DE BACHARELADO EM CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO

Vinícius Mateus Dreifke

**ANÁLISE DE MÉTODOS PARA INTERPOLAÇÃO DE MEDIÇÕES
AMBIENTAIS EM ESTUFAS DIFUSORAS**

Santa Maria, RS
2019

Vinícius Mateus Dreifke

ANÁLISE DE MÉTODOS PARA INTERPOLAÇÃO DE MEDIÇÕES AMBIENTAIS EM ESTUFAS DIFUSORAS

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao CURSO de BACHARELADO em CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO, Área de Concentração em Área de concentração do CNPq, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para obtenção do grau de **Bacharel em CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO**.

ORIENTADOR: Prof. Carlos Raniery Paula dos Santos

©2019

Todos os direitos autorais reservados a Vinícius Mateus Dreifke. A reprodução de partes ou do todo deste trabalho só poderá ser feita mediante a citação da fonte.

Endereço: Rua José do Patrocínio, n. 230

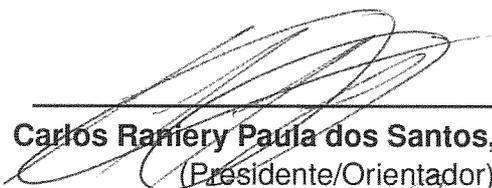
Fone (0xx) 55 98105 3053; End. Eletr.: vdreifke@inf.ufsm.br

Vinicius Mateus Dreifke

ANÁLISE DE MÉTODOS PARA INTERPOLAÇÃO DE MEDIÇÕES AMBIENTAIS EM ESTUFAS DIFUSORAS

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao CURSO de BACHARELADO em CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO, Área de Concentração em Área de concentração do CNPq, da Universidade Federal de Santa Maria (UFSM, RS), como requisito parcial para obtenção do grau de **Bacharel em CIÊNCIA DA COMPUTAÇÃO**.

Aprovado em 19 de julho de 2019:



Carlos Raniero Paula dos Santos, Dr. (UFSM)
(Presidente/Orientador)



Joaquim Vinicius Carvalho Assunção, Dr. (UFSM)



Roseclea Duarte Medina, Dra. (UFSM)

AGRADECIMENTOS

Agradeço aos meus pais, Gilmar e Leane, por terem me dado a oportunidade de estudos e por me apoiarem durante toda a jornada de graduação. À Greyci, minha esposa, pelo amor, carinho, incentivo e por sempre estar ao meu lado. Agradeço aos meus colegas de curso, Cassiano, João, Lucas, Otávio, Rafael e Pedro pelo companheirismo, pela amizade e por terem sempre me ajudado durante a formação.

RESUMO

ANÁLISE DE MÉTODOS PARA INTERPOLAÇÃO DE MEDIÇÕES AMBIENTAIS EM ESTUFAS DIFUSORAS

AUTOR: Vinícius Mateus Dreifke

ORIENTADOR: Carlos Raniery Paula dos Santos

A evolução da Internet das Coisas vem trazendo diversas inovações de trabalho para diversos setores, um deles é o setor agrícola, onde o uso de tecnologias como sensores de temperatura se destacam por acarretar na dinâmica de produções. A utilização destas tecnologias é denominado agricultura de precisão, na qual o cuidado do campo se torna mais seguro e controlado. Estufas difusoras são capazes de contribuir na proteção das plantações e podem servir de local para controlar a temperatura de colheitas. No entanto, para obter um melhor resultado do cultivo, o uso de sensores pode auxiliar no controle de temperatura da estufa. Desta forma, este trabalho têm como objetivo propor uma análise de temperatura em estufas difusoras e utilizar métodos de interpolações para avaliar o ambiente a partir de amostras de sensores. Por fim, os métodos de interpolação serão comparados graficamente para distinguir os melhores resultados.

Palavras-chave: Interpolação. Inverso da potência das distâncias. Sensores. Estufa. Temperatura. Mapas de calor. Krig. Triangulação Delaunay. Vizinho mais próximo.

ABSTRACT

ANALYSIS OF METHODS FOR INTERPOLATION OF ENVIRONMENTAL MEASUREMENTS IN DIFFUSER GREENHOUSES

AUTHOR: Vinícius Mateus Dreifke

ADVISOR: Carlos Raniery Paula dos Santos

The evolution of the Internet of Things has brought several innovations of work to several sectors, one of them is the agricultural sector, where the use of technologies such as temperature sensors stand out for entailing in the dynamics of productions. The use of these technologies is called precision farming, where field care becomes more secure and controlled. Diffusing greenhouses are able to contribute to the protection of plantations and can serve as a place to control crop temperatures. However, to obtain a better crop result, the use of sensors can aid in controlling the temperature of the greenhouse. In this way, this work has the objective of proposing a temperature analysis in diffusing greenhouses and using interpolation methods to evaluate the environment from sensor samples. Finally, interpolation methods will be compared graphically to distinguish the best results.

Keywords: IDW. Natural Neighbour. TIN. Krig. Kriging. Interpolation. Spatial Interpolation Temperature. Sensor. Greenhouse. Heatmap.

LISTA DE GRÁFICOS

Gráfico 4.1 – Resultado pior caso IDW	27
Gráfico 4.2 – Resultado melhor caso IDW	27
Gráfico 4.3 – Resultado caso aleatório IDW	28
Gráfico 4.4 – Resultado pior caso TIN	28
Gráfico 4.5 – Resultado melhor caso TIN	29
Gráfico 4.6 – Resultado caso aleatório TIN	29
Gráfico 4.7 – Resultado pior caso Krig	30
Gráfico 4.8 – Resultado melhor caso KRIG	30
Gráfico 4.9 – Resultado caso aleatório KRIG	30
Gráfico 4.10 – Resultado pior caso Natural Neighbour	31
Gráfico 4.11 – Resultado melhor caso Natural Neighbour	31
Gráfico 4.12 – Resultado caso aleatório Natural Neighbour	31
Gráfico 4.13 – Gráfico do tempo de execução de cada interpolação	32
Gráfico 4.14 – Gráfico da frequência do CPU de cada interpolação	32
Gráfico 4.15 – Gráfico de comparação dos melhores métodos de interpolação	33

LISTA DE ILUSTRAÇÕES

Ilustração 3.1 – Exemplo da interpolação IDW	19
Ilustração 3.2 – Exemplo da interpolação TIN	20
Ilustração 3.3 – Exemplo da interpolação Kriging	22
Ilustração 3.4 – Exemplo da interpolação Natural Neighbour	23
Ilustração 4.1 – Mapa do algoritmo de geração de amostras	26

SUMÁRIO

1	Introdução	10
1.1	Objetivos	11
1.1.1	Objetivos específicos	11
1.2	Organização do texto	11
2	Referencial Teórico	13
2.1	IoT	13
2.2	Cenários de Aplicação	14
2.2.1	Indústrias	14
2.2.2	Casas	15
2.2.3	Agro	15
2.2.3.1	Estufas Difusoras	16
2.3	Discussão	17
3	Interpolação de Medições Ambientais	18
3.1	Métodos Existentes	18
3.1.1	IDW	19
3.1.2	TIN	20
3.1.3	Kriging	21
3.1.4	Natural Neighbour	23
3.2	Discussão	24
4	Análise dos Métodos	25
4.1	Definição do Ambiente	25
4.2	Algoritmo de amostras sintéticas	25
4.3	Análise Qualitativa dos Algoritmos	26
4.3.1	IDW	27
4.3.2	TIN	28
4.3.3	Kriging	29
4.3.4	Natural Neighbour	30
4.4	Análise Quantitativa dos Algoritmos	32
4.5	Discussão	33
5	Conclusão	34
	Referências Bibliográficas	35

1 INTRODUÇÃO

Com o avanço das áreas de sistemas embarcados, telecomunicações e sensoria-mento, a Internet das Coisas (do inglês Internet of Things (IoT)) chamou a atenção tanto da indústria quanto da área acadêmica, devido ao seu potencial de emergir novas soluções e interesses ao nicho da computação, transformando os objetos do nosso cotidiano em ferramentas poderosas e inteligentes.

A Internet das Coisas está transformando nossa relação com a tecnologia, mudando o modo como interagimos com o mundo e, principalmente, o modo como o mundo interage conosco. O propósito de conectar todos os dispositivos um ao outro é de gerar um sistema completo interconectado mais responsivo e inteligente, nos quais os produtos do nosso dia-a-dia poderiam oferecer mais do que a sua funcionalidade principal.

Internet das Coisas é uma tecnologia que pode ser usada em produtos e empresas para aumentar o valor de competitividade. Uma empresa que opta por aprimorar seus produtos dessa forma exibe um grande diferencial em relação aos seus concorrentes. Pelo fato de explorar toda a capacidade da internet em produtos físicos, a IoT vai além do produto inteligente e do produto conectado. No Brasil, o crescimento do uso e financiamento na área deve alcançar uma receita de 40 bilhões de dólares até 2020. Já em todo o mundo, em 2019, os gastos com a Internet das Coisas deve chegar até 800 bilhões até o fim do ano (TELEBRASIL, 2017).

Diante do mercado, podemos encontrar produtos que não só agregam a empresas, como também ao consumidor doméstico que tem um papel importante no avanço desse mercado. Entre os principais produtos da área estão casas automatizadas, veículos autô-nomos, sensores de rastreamento, eletrodomésticos, produtos de segurança e ferramentas da medicina. A automatização e comunicação dos dispositivos se destacam também nas áreas da saúde, agricultura, transporte, contabilidade e educação.

Entre estas áreas, a agricultura tem se destacado como importante cenário no de-senvolvimento da IoT. Elementos como imagens de satélite, estudos do solo, respostas de análises feitas de forma instantânea e automatização vêm se tornando cada vez mais interessantes. A evolução tecnológica tem tornado a agricultura cada vez mais eficiente e produtiva, o uso de sensores aprimorou o modo do planejamento de plantar. A dosagem perfeita de insumos e sementes depende de uma medição precisa e através de sensores podemos obter informações confiáveis que vão além da percepção humana. Indústrias e agrônomos que adotam o uso de sensores para o seu plantio conseguem executar tarefas remotas de controle e análise para uma coleta de dados de monitoramento em tempo real. Dados de 2017 da Paulo Henrique Pichini (2019) (Escola Superior de Agricultura Luiz de Queiroz) reportam que 45% do setor rural já possui um modelo de agricultura de precisão e ela pode ajudar no rendimento 67%.

Normalmente, o setor agrícola é mais propenso a riscos. Muitos fatores, que variam desde imprevistos de irrigação e previsões de precipitação à má qualidade do solo e métodos de colheita, podem ter efeitos adversos sobre a produtividade geral. A produção agrícola em estufas ajuda no cultivo, essencialmente por promover um ambiente propício que minimiza os efeitos da incidência solar, danos causados pelas chuvas e pelos ventos fortes, além de ser um local que oferece defesas contra pragas. Produzir em um ambiente fechado permite o controle de condições de temperatura, umidade e luminosidade ideais para diferentes hortaliças, VAISALA (2013).

1.1 OBJETIVOS

Este trabalho tem como objetivo apresentar métodos de interpolação com análise de mapas de calor em, particularmente, um ambiente que representa uma estufa difusora, usando algoritmos de geração de dados sintéticos para simular o funcionamento interno. Também será abordado a execução dos algoritmos escolhidos e seus resultados para a coleta e geração dos dados estatísticos. O desafio proposto é, a partir de uma estufa difusora, utilizar uma pequena quantidade de amostras, para obter uma quantidade significativa de dados precisos, que serão calculados através dos métodos de interpolação, que posteriormente, serão utilizados na geração de mapas de calor da área analisada.

1.1.1 Objetivos específicos

- Estudar e relatar as características de algoritmos de interpolação notáveis;
- Apresentar a execução dos algoritmos de interpolação e o seus funcionamentos;
- Avaliar resultados da geração das interpolações, conforme a distribuição de dados pela área e buscando tirar conclusões a respeito da precisão dos métodos;

1.2 ORGANIZAÇÃO DO TEXTO

A organização do presente trabalho se dá na seguinte maneira: o Capítulo 2 aborda o tema da Internet das Coisas, apresentando seus conceitos, suas áreas no mercado, especialmente sobre a agricultura e estufas difusoras. O Capítulo 3 apresenta detalhes sobre os métodos de interpolação, como funcionam, quais as vantagens e desvantagens de cada

um e suas fórmulas de cálculo. O Capítulo 4 apresenta os resultados gerados dos quatro métodos em imagens, ressaltando as suas eficiências em tempo de processamento, frequência de CPU, e suas precisões. Também será descrito a organização dos sensores pela estufa, a quantidade utilizada, a variação térmica adotada e a geração dos dados. Por fim, o Capítulo 5 apresenta uma visão geral do trabalho que fora conduzido e as considerações finais.

2 REFERENCIAL TEÓRICO

Neste capítulo são apresentadas as motivações para o desenvolvimento do trabalho, descrevendo a importância e o significado de tecnologias embarcadas como na IoT. Na seção 2.2 serão apresentados alguns cenários de aplicação que a IoT influencia no crescimento e no desenvolvimento.

2.1 IOT

A internet como sabemos hoje é baseada em alguns princípios simples e significativos. Um deles é o princípio "end-to-end": manter as tecnologias na rede e lidar com a complexidade apenas nos pontos finais, foi o que permitiu que a arquitetura da Internet fosse escalável, como explica Carpenter (1996). Como os pontos finais da IoT podem ser muito simples, como um sensor de temperatura que compartilha seus dados a cada minuto, podemos ter um ponto de vista diferente no sentido de partilhar como os dados são resolvidos a cada ponto na era da Internet das Coisas.

Em 1999, a IoT deixou de ser apenas uma promessa, quando Ashton (2010) da MIT (*Massachusetts Institute of Technology*) apresentou o termo na conferência *Procter & Gamble* (P&G), que passa a ser utilizado com maior frequência em meados de 2014, resultado do alavancamento de pesquisas e produtos desenvolvidos por empresas de referência em serviços de tecnologia.

A IoT nada mais é do que uma extensão da internet atual, onde a comunicação é feita, principalmente, em uma rede sem fio para conceder a troca de informações entre dispositivos, gerando serviços de informações agregadas. Essas informações podem ser obtidas através dos processos de captação de dados de vários sensores, que são processados e transmitidos dispositivo à dispositivo (*device-to-device*) ou dispositivo à nuvem (*device-to-cloud*). A Internet das Coisas representa um novo paradigma que permite que as pessoas interajam com um ambiente por meio de dispositivos eletrônicos, sem ter que conhecer aspectos técnicos dos sistemas, Weiser (1991). Para estes ambientes inteligentes, cada nova solução que utiliza um sistema automatizado pode apresentar novos recursos que estabelecem uma nova experiência agradável ou intuitiva para os usuários que estão habituados a conviver na era da Internet.

2.2 CENÁRIOS DE APLICAÇÃO

À medida que a internet estender seu alcance a objetos físicos e se tornar também a Internet das Coisas, não só a Internet das Pessoas, ela reconfigurará todos os setores que estiverem no percurso. O que é hoje um produto futurista logo será lugar comum. A IoT se converterá em parte integrante de todo empreendimento de negócios e de cada produto de consumo, comercial, industrial e de infraestrutura. A Internet das Coisas será tão transformadora dos negócios quanto foi a própria internet em si, no passado não tão recente, e, se você parar e olhar, já estamos assistindo ao começo de mudanças radicais ao nosso redor. A IoT atingiu um ponto de inflexão na mente de executivos em todo o mundo. Com exemplos no mundo real indicando o que ela pode realizar, a IoT apresenta fortes ganhos em uma variedades de cenários de aplicação, como no caso de indústrias, domicílios e agricultura, impulsionadas por inúmeras possibilidades e oportunidades de soluções de problemas tanto como aperfeiçoamento dos próprios produtos, Sinclair (2018).

2.2.1 Indústrias

No mundo competitivo, cada vez mais em busca de novas tecnologias, a indústria cresce a uma velocidade sem precedentes. Diferente de todas as revoluções industriais passadas, as novas tecnologias estão cada vez mais ágeis e flexíveis, mudando não somente as indústrias, como também a sociedade e a economia. A quarta revolução industrial está refletida no conceito das principais inovações tecnológicas: automação, controle e tecnologia da informação, Internet das Coisas e Internet dos Serviços. A nova revolução industrial, também chamada de Indústria 4.0, surgiu como uma iniciativa estratégica com o objetivo de reposicionar a frente tecnológica de ponta e alavancar a competitividade entre indústrias, Martins (2016).

A Indústria 4.0 procura descrever a combinação de diversas tendências tecnológicas (a inteligência artificial, sensores sofisticados e a internet das coisas) que unem o mundo virtual e o mundo físico, que têm surgido nos últimos anos e que se esperam que, combinadas, transformam totalmente o modo como conhecemos o setor da indústria atualmente, Martins (2016). A partir das novas tecnologias que o engajam, o setor industrial propiciou o surgimento das chamadas fábricas inteligentes, que empregam sistemas produtivos mais favoráveis do que a IoT oferece de vantagem atualmente: aumento da produtividade economia, maior capacidade de prever falhas no processo, descentralização do controle dos processos produtivos, melhores condições de trabalho e capacidade de análises e operações em tempo real. Com estas e outras vantagens, a partir da migração da indústria para o conceito 4.0, estima-se uma redução de custos industriais no Brasil da ordem de R\$ 73 bilhões/ano. A projeção é fruto de levantamento feito pela ABDI (2019)

(Agência Brasileira de Desenvolvimento Industrial), organização governamental ligada ao Ministério do Comércio Exterior.

2.2.2 Casas

Além dos diferentes modos da indústria trabalhar e desenvolver sob as novas formas de automação, a tecnologia da IoT também teve sua ascensão no setor doméstico. A portabilidade de dispositivos e serviços interconectados ganhou o espaço dentro de nossas casas, sejam eles aplicativos de segurança, aparelhos como televisores *smart* até luzes inteligentes. Da maneira que o ambiente doméstico cresce tecnologicamente, os objetos que antigamente não possuíam conexão com a internet, hoje ganham utilidades para se comunicar e interagir com o usuário. Segundo a pesquisa de Kang (2015), uma casa inteligente já pode ser alcançada com os produtos interconectados da atualidade. Atualmente, a IoT tende a mostrar a comercialização de *smart grid*, *smart home*, *health-care* e serviços de veículos inteligentes através da convergência entre várias indústrias. Por exemplo, anteriormente, quando você entrava em sua casa depois de voltar tarde para casa, sensores automáticos ligariam quando você tirasse os sapatos. Além disso, você poderia ajustar a temperatura da casa através de um controle de sistema de aquecimento e resfriamento. Agora, tornou-se possível ajustar as luzes internas, temperatura e umidade usando um *smartphone* ou automaticamente antes de voltar para casa. Até mesmo cada um dos dispositivos inteligentes na casa informa sobre a temperatura ideal e umidade e o tempo sob medida para você como o dispositivo vem para aprender os dados existentes automaticamente.

O futuro da infraestrutura de redes de eletrodomésticos em residências, conforme Kelly (2013), provavelmente dependerão de sensores embutidos na infraestrutura. As tecnologias funcionarão como um catalisador para a evolução de uma nova geração de serviços que terá um grande impacto no ecossistema social e tecnológico. De acordo com Eisenhauer (2010), pode-se prever que os sistemas e serviços da próxima geração englobem diversos domínios, como *e-Governance*, *Health Care*, transportes, Gerenciamento de Resíduos, Cadeias de Suprimentos de Alimentos, Energia e Serviços Públicos. As novas tecnologias e aplicativos construídos em cima de aparelhos *smart* podem preencher a visão de infraestruturas inteligentes.

2.2.3 Agro

Outro setor que está trazendo inovações e rentabilidade é o setor da agricultura quando combinado à tecnologias de comunicação e automação. A convergência agrícola

baseada na IoT é uma tecnologia para criar valores elevados, como na melhoria da eficiência da produção, aumento da qualidade de produtos agrícolas e em todo o processo de produção. A implementação de sensores e dispositivos de rastreamento permitem a previsão e controle de dados para uma futura safra. O uso de dispositivos e aplicativos neste setor, denominado Agricultura de Precisão, é um conceito em que o agricultor consegue acessar parâmetros relacionados à sua fazenda e é capaz de controlá-los manualmente na programação ou automaticamente. Cada parcela da área da plantação seria capaz de ser monitorada e controlada. Em última análise, a agricultura de precisão permite uma melhor produção, Mat (2016).

Os métodos de previsão de colheita tornaram-se cada vez mais elaborados. Técnicas estatísticas altamente refinadas na agricultura estão sendo usadas para extrair informações de dados passados e projetar valores de previsão de variáveis econômicas. Em grande parte, esses avanços na ciência da previsão de colheita foram possíveis graças ao progresso da tecnologia de tecnologia de informação. Portanto, segundo Lee (2013), é necessário analisar os ambientes de monitoramento de culturas correlacionados com informações estatísticas sobre a colheita. Esperando que, a partir do sistema de suporte a decisões baseadas em IoT, essas informações possam ser obtidas sobre o padrão estatístico da cultura trabalhada. O futuro da IoT na agricultura se baseia na convergência de prever ofertas e demanda de safras, além de gerenciar em tempo real a qualidade e manutenção durante o ciclo de vida inteiro de produtos agrícolas utilizando os serviços de coleta e análise de dados que sensores podem oferecer ao agricultor, Lee (2013).

2.2.3.1 Estufas Difusoras

Uma forma de controlar a produção agrícola nas plantações é o uso de ambientes especialmente planejados, protegidos e controlados, como no caso de estufas difusoras. A produção nestas estruturas permite que o produtor possa manipular o ambiente no qual um campo aberto para produção de hortaliças e frutos não poderia oferecer, devido as constantes mudanças climáticas e ocorrências de pragas. Estufas difusoras são estruturas que, normalmente, são compostas de uma caixa que serve como fonte de calor, e tem o objetivo de acumular o calor em seu interior, mantendo assim uma temperatura maior no interior do que no exterior. A fonte de energia para o aquecimento primária é o sol, sendo assim a energia que entra através da radiação solar, aquece o ambiente interior e não se perdem as correntes de calor. O controle da temperatura interior é importante para a produção de diferentes tipos de plantas, além do qual o ambiente pode oferecer um local propício na segurança de safras em épocas de risco da produção, como no caso do inverno onde a temperatura oscila muito e dificulta o crescimento, como também para a produção de plantas que não são da temperatura nativa, possibilitando o cultivo na região.

Conforme a pesquisa de Jones (1990), onde é discutido um software de sensores para simular o desenvolvimento na produção de tomates em uma estufa, foram realizadas análises de engenharia e análises econômicas, focando principalmente na estratégia de produção. Os dados eram coletados diariamente, a cada 15 minutos, via linha telefônica. Notou-se que durante a noite, em algumas estufas, a temperatura oscilava acima de 20°C. Após a coleta dos dados, obtiveram os resultados da produção medidos em Kg/m do rendimento total da temporada por graus Celsius. Os resultados obtidos concluem que a produção de tomates obteve um maior rendimento de Kg/m para temperaturas que ficaram em torno de 24°C. A empresa de VAISALA (2013), fabricante e pesquisadora em serviços de medições ambientais e industriais, salienta que a temperatura é o parâmetro de controle mais importante em uma estufa, pois exerce função essencial no crescimento e desenvolvimento das plantas. Também incluem que a temperatura típica de uma estufa varia entre 10 e 20°C. Temperaturas muito altas reduzem o crescimento das plantas, fazendo com que elas murchem e morram, por outro lado, temperaturas muito baixas limitam o crescimento das plantas.

A relação que uma estufa difusora pode conciliar com a tecnologia IoT está referenciada na agricultura de precisão, Chella (2018). A utilização de sensores na parte interior de uma estufa pode gerar dados de temperatura e umidade, que são essenciais para o controle de produção. O que é o caso das empresas atuais, que estão investindo na agricultura de precisão, com objetivos de aumentar os seus rendimentos de produção a partir do controle de suas plantações com o uso das tecnologias da IoT, INVESTE (2017).

2.3 DISCUSSÃO

Este capítulo apresentou como a IoT está crescendo e expandindo os seus benefícios. A partir de todas as informações expostas, ficou claro a aplicabilidade que a IoT tem como o papel para as melhorias em diversas áreas. Dentre elas, tem-se mostrado promissora na agricultura. O emprego de sensores térmicos em estufas difusoras pode corroborar na agricultura de precisão. Para o agricultor, a confiabilidade de uma safra maior pode ser atingida ao utilizar os recursos de previsão da produção a partir da coleta de dados feitas por estes dispositivos.

Em relação as estufas difusoras e o controle de temperatura com sensores, serão estudados algoritmos que manipulam dados para atribuir valores médios de temperatura a partir deles, com o objetivo de predeterminar a variação de calor de uma estufa para fins de avalia-los como uma forma de agricultura de precisão.

3 INTERPOLAÇÃO DE MEDIÇÕES AMBIENTAIS

Marcuzzo (2011) denomina interpolação os métodos que manipulam dados com o intuito de extrair novas informações e significados de amostras coletadas, desta forma, o cálculo da interpolação permite construir um novo conjunto de dados a partir de um conjunto discreto de dados pontuais previamente conhecidos. Os métodos possuem aplicações, principalmente, nas áreas de análise espacial e geoprocessamento, sendo alguns deles o foco em estimação de temperaturas de locais a partir de dados de climas próximos, detecção de possíveis mudanças de formações geológicas para a busca de petróleo, bem como a predição da precipitação de temperaturas, umidade relativa do ar, velocidade dos ventos e radiação.

A escolha ideal de um algoritmo de interpolação deve ser baseada no objetivo do trabalho, levando em consideração a amostra de dados, tipo de mapa para ser gerado e a tolerância da estimativa de erros. Vale ressaltar que não existe um único algoritmo de interpolação que seja aplicável em todas as situações, alguns apresentam resultados melhores em diferentes cálculos e possuem diferentes vantagens e desvantagens, cabendo assim ao desenvolvedor buscar as melhores opções para o seu tipo de problema.

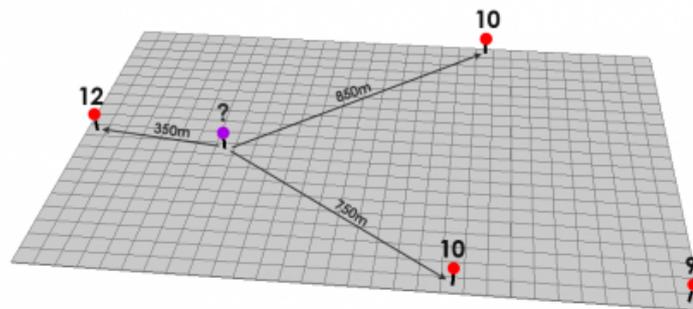
Cada método de interpolação utiliza pontos de dados onde as amostras são coletadas para determinar outros pontos de amostras não conhecidas. A determinação de cada dado é baseada diferentemente do algoritmo trabalhado, e para cada método é gerado uma medida estimada a partir destas amostras coletadas. A influência do novo valor é feita, na maioria dos casos, pelo número de amostras coletadas e pela aproximação de cada um.

3.1 MÉTODOS EXISTENTES

Righi (2015) especifica que, para trabalhar com métodos de interpolação usando o fator de temperatura, precisamos estudar os melhores métodos que se sobressaiam em termos de eficiência e desempenho, pois, apesar de existirem variados métodos, apenas alguns se demonstram satisfatórios em determinados fatores. Righi (2015) ainda cita métodos acurados e que se aplicam com maior aplicabilidade em temperaturas. Quatro métodos foram escolhidos para serem estudados neste trabalho. Cada uma das interpolações visam expressar diferentes resultados com diferentes formas de calcular suas medições.

3.1.1 IDW

Um dos métodos de interpolação usados na geração de mapas é o Inverso da potência das distâncias (do inglês Inverse Distance Weight (IDW)), onde a interpolação da pesos para pontos conhecidos, que irão influenciar em declínio com sua distância na estimacão de um novo ponto. O método possibilita estimar amostras desconhecidas a partir dos pontos conhecidos, usando o peso como variável de controle sob a determinacão do novo dado avaliado, Marcuzzo (2011). O IDW implementa explicitamente o pressuposto de que os pontos mais próximos entre si são mais parecidos que as mais distantes. Para prever um valor para algum local não medido, o IDW usa os valores amostrados a sua volta, que terão um maior peso do que os valores mais distantes, ou seja, cada ponto possui uma influência no novo ponto, que diminui na medida em que a distância aumenta, conforme o seu nome, Jakob (2006).



Ilustracão 3.1 – Resultado de uma interpolação do algoritmo IDW. Os pontos vermelhos representam os dados conhecidos enquanto o roxo é o local a ser interpolado a partir dos pontos mais próximos a ele.

Fonte: Retirado de GISGeography (2018)

Os cálculos do IDW, descritos nas equacões 3.1 e 3.2, são realizados em um valor u que definimos em uma dada posicão x em recurso às amostras $u_i = u(x_i)$ para $i = 0, 1, \dots, N$. O cálculo de w pode ser utilizado com uma potência $p > 0$. Quanto maior a potência, maior será a influência dada às amostras mais próximas ao ponto a ser estimado. O cálculo do IDW pode ser escrito da seguinte forma:

$$u(x) = \frac{\sum_{i=0}^N \frac{w_i(x)u_i}{\sum_{j=0}^N w_j(x)}} \quad (3.1)$$

$$w_i(x) = \frac{1}{d(x, x_i)^p} \quad (3.2)$$

O método assume que a superfície possui uma variacão local e funciona melhor se os pontos amostrais estiverem igualmente distribuídos pela área, sem estarem concentrados em determinado local. Os parâmetros mais importantes a se detectar, então, são

as especificações de vizinhança, o parâmetro da potência p e o fator de anisotropia, se existir, Jakob (2006). O IDW pode apresentar desvantagens em casos de má distribuição de amostras conhecidas, resultando em pequenos picos e ausência de dados entre a distribuição do mapa.

3.1.2 TIN

Outro método de interpolação é a rede irregular triangular (do inglês *Triangulated Irregular Network* (TIN)), também conhecido como Triangulação de Delaunay, que tem como principal funcionamento o uso de amostras para criar superfícies formadas por triângulos com base da informação de pontos dos vizinhos mais próximos. Para a criação dos novos pontos, deve-se respeitar o modelo de criação desta interpolação. Uma circunferência é usada para cada ponto conectado na formação dos triângulos. A triangulação maximiza o menor ângulo de todos os triângulos, para que cada triângulo não esteja contido dentro, QUINTERO (2012). O resultado do método apresenta a localização das amostras e em seu arredor um espaço separado de outras amostras, que representam a influência da interpolação em cada área de amostra separada.

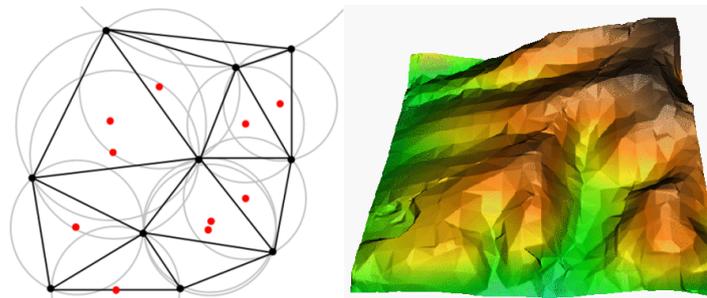


Ilustração 3.2 – Resultado de uma interpolação do algoritmo TIN. A ilustração do lado esquerdo apresenta as triangulações construídas a partir dos pontos conhecidos, representados pelos pontos vermelhos, e em torno a circunferência para realizar a conexão dos triângulos. A ilustração ao lado direito representa o cálculo expresso no uso de mapas de elevação, para um caso de visualização 3D.

Fonte: Retirado de QGIS (2019)

A equação 3.3 descreve o o cálculo do TIN, que se baseia em operações de detecção, buscando pontos que estejam contidos em uma circunferência de algum triângulo. A forma de detecção é feita em um ponto D que incide na circunferência de A , B e C ,

calculando a determinante:

$$\begin{vmatrix} A_x A_y, A_x^2 + A_y^2, 1 \\ B_x B_y, B_x^2 + B_y^2, 1 \\ C_x C_y, C_x^2 + C_y^2, 1 \\ D_x D_y, D_x^2 + D_y^2, 1 \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} A_x - D_x, A_y - D_y, (A_x^2 - D_x^2) + (A_y^2 - D_y^2) \\ B_x - D_x, B_y - D_y, (B_x^2 - D_x^2) + (B_y^2 - D_y^2) \\ C_x - D_x, C_y - D_y, (C_x^2 - D_x^2) + (C_y^2 - D_y^2) \end{vmatrix} > 0 \quad (3.3)$$

O método possui desvantagens pela parte de visualização, quando dados de amostras estão localizados em posições muito dispersas ou em pouca quantidade, o resultado gera mapas com campos irregulares, o que dificulta a coleta de dados precisos e impossibilita uma visão mais concreta.

3.1.3 Kriging

Também conhecido como Processo Gaussiano de Regressão ou Krigagem, o método de Kriging é utilizado para fazer regressões em geoestatística para aproximar ou interpolar dados, Jakob (2006). O funcionamento do Kriging é particularmente similar ao IDW, o modo de calcular o Kriging se diferencia na determinação de espaços autocorrelacionados, onde é levado em consideração o uso de variogramas para calcular os pesos que devem ser atribuídos para várias distâncias, que no caso do IDW eram apenas usados os valores conhecidos mais próximos. O Kriging forma pesos a partir dos valores adjacentes medidos para prever locais não medidos. Assim como na interpolação IDW, os valores medidos mais próximos dos locais não medidos são os que mais influenciam. O que difere o Kriging do IDW é que todos os pontos conhecidos influenciam no cálculo da distância. Existem diversos tipos de Krigagem, os mais comuns entre eles são a krigagem simples, a ordinária e a universal. Para este trabalho usaremos a krigagem simples, onde as médias locais são assumidas como constantes relativas e de valores muito semelhantes à média dos pontos conhecidos.

A Krigagem usada para a predição não requer que os dados tenham distribuição normal. Entretanto, a normalidade é necessária para se obter mapas de quantis e de probabilidade na krigagem ordinária, simples e universal. Considerando apenas a predição criada por médias ponderadas, a krigagem é considerada o melhor estimador não viciado. No caso de uma distribuição normal dos dados, é o melhor estimador entre todos os estimadores não viciados, não apenas aqueles com médias ponderadas. Ela depende também do pressuposto de que os erros aleatórios são estacionários de segunda ordem, ou seja, têm média zero e a covariância entre dois erros aleatórios depende apenas de sua distância e direção que os separa, não de sua posição. Funções de transformação e remoção de tendências podem auxiliar quanto a estes pressupostos de normalidade e

E por fim, obtém-se o valor de cada pontos interpolados realizando o cálculo de f_p :

$$f_p = w_1f_1 + w_2f_2 + \dots + w_nf_n \quad (3.7)$$

3.1.4 Natural Neighbour

A interpolação do Natural Neighbour, também conhecida como Interpolação por vizinho mais próximo, localiza o subconjunto de dados mais próximos de amostras de entradas conhecidas em um ponto de consulta e aplica pesos a elas com base nas áreas proporcionais para interpolar um valor, Righi (2015). O processo cria áreas suaves na geração de mapas, evitando falhas como buracos e picos entre dados, gerando um mapa com curvas e elevações com dados bem distribuídos, o que facilita na visualização. No entanto a transformação dos dados em áreas e a suavização dos dados pode levar a perda de precisão, por processar vários dados vizinhos em uma grande área que representará o dado inteiro final.

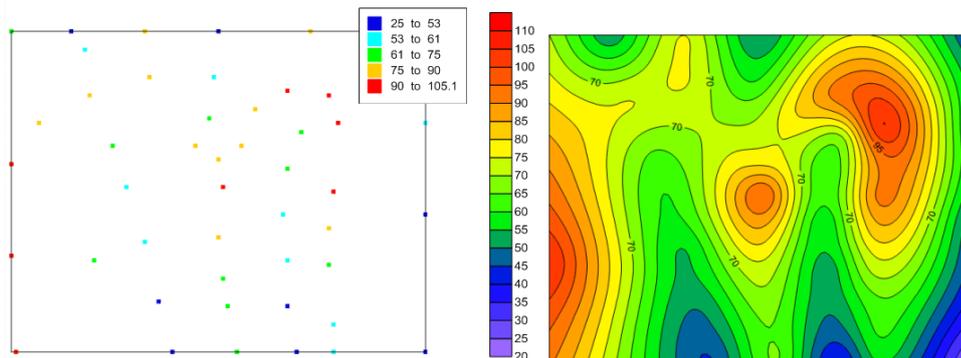


Ilustração 3.4 – Resultado de uma interpolação do algoritmo Natural Neighbour.

Fonte: Retirado de GoldenSoftware (2018)

A técnica se baseia em áreas proporcionais, ou seja, a interpolação é feita através dos pontos próximos ponderados em que os pesos são proporcionais a áreas proporcionais. Uma vez que não extrapola valores, a interpolação é feita somente no domínio de dados, Pavão (2012).

O cálculo do método Natural Neighbour é feito a partir de amostras espalhadas no espaço, para que cada ponto desconhecido seja interpolado com a distância de todos os pontos amostrais a essa mesma localização. A primeira equação é iniciada para estimar

os pesos de x e w_i com a amostra $f(x_i)$ sobre a localidade x_i :

$$G(x) = \sum_{i=1}^n w_i(x) f(x_i) \quad (3.8)$$

Sendo w_i o cálculo do peso, onde $A(x)$ é o volume em x e $A(x_i)$ o volume da interseção entre x e x_i :

$$w_i(\mathbf{x}) = \frac{A(\mathbf{x}_i)}{A(\mathbf{x})} \quad (3.9)$$

3.2 DISCUSSÃO

Como já foi explicado anteriormente, cada algoritmo se baseia em um método diferente de aplicação, alguns deles apresentam melhores resultados para determinados tipos de problemas e até podem gerar dados muito similares, dependendo da amostra de entrada. Algoritmos como IDW e Kriging aplicam formas de interpolação similares. Por exemplo, no IDW apenas as amostras conhecidas são interpoladas para determinar locais desconhecidos em todo o espaço. Já no Kriging é feita a geração do espaço usando uma estratégia de pesos para determinar os pontos desconhecidos, que também serão usados, junto com os conhecidos, para interpolar os outros pontos do espaço. Dito isso, nem sempre as amostras conhecidas terão a maior influência sobre a interpolação, o que faz com que a maneira de criar o espaço seja diferenciada. Outros algoritmos geram um tipo de espaço com menor especificação de dados, mas apresentam uma forma melhor de subdividir o espaço, esboçando um gráfico mais limpo para a visualização.

4 ANÁLISE DOS MÉTODOS

Este capítulo apresenta os algoritmos de geração de dados sintéticos da estufa e os métodos de interpolação aplicados sobre eles. Serão mostrados os diferentes tipos de resultados, baseados em casos particulares. Os resultados também serão exibidos em gráficos de comparação com as medições de tempo de execução e uso do CPU.

4.1 DEFINIÇÃO DO AMBIENTE

Diante dos quatro algoritmos de interpolação, foram testados as suas funcionalidades sob as condições de um cenário similar a de uma estufa difusora. Pela falta de dados concretos e pesquisas relacionadas com o objetivo de capturar temperaturas espalhadas em estufas, optamos pela criação de dados gerados sinteticamente a partir de dois algoritmos que simularam o ambiente de estufas difusoras, levando em consideração alguns pontos relevantes no projeto de pesquisa de Creswell (2018), o qual aplicou a medição de temperatura de diferentes estufas difusoras com sensores:

1. Estufas com o mesmo sistema de ventilação obtiveram diferenças de temperaturas de até 10°C;
2. Além de condições climáticas, a temperatura varia com o passar do dia e também pela quantidade na entrada de luz.

4.2 ALGORITMO DE AMOSTRAS SINTÉTICAS

As amostras de dados são construídas com base em um algoritmo de geração de pontos x e y de um local da estufa, onde x e y representarão as coordenadas cartesianas em uma matriz de tamanho N , enquanto o local da coordenada representa a temperatura aproximada gerada. Foram construídas matrizes de dados de tamanho 50x50 para o algoritmo avaliar os testes. Os valores de temperatura foram calculados separadamente em dois algoritmos:

1. Um algoritmo de geração de dados randômicos para todos os pontos da estufa;
2. Um algoritmo de geração de dados com crescimento exponencial.

A variação da temperatura dos dados é de 30°C a 40°C. O primeiro algoritmo gera estes valores aleatoriamente entre todos os pontos da matriz. O segundo é gerado com os menores valores de temperatura para as bordas da matriz e os maiores para o centro. A geração dos exponencias se da pelo método:

```

1 def gerar_exponencial():
2     for i in range (0,26):
3         for j in range (0,26):
4             if(i<=j):
5                 matriz[i][j] = 30 + pow(1.1, i)
6                 matriz[-i][-j] = 30 + pow(1.1, i)
7                 matriz[i][-j] = 30 + pow(1.1, i)
8                 matriz[-i][j] = 30 + pow(1.1, i)
9             if(j<i):
10                matriz[i][j] = 30 + pow(1.1, j)
11                matriz[-i][-j] = 30 + pow(1.1, j)
12                matriz[i][-j] = 30 + pow(1.1, j)
13                matriz[-i][j] = 30 + pow(1.1, j)

```

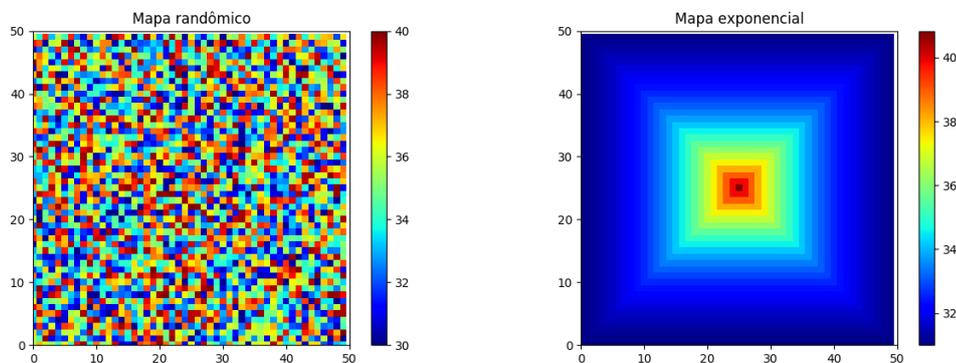


Ilustração 4.1 – Resultado dos algoritmos de geração de amostras em forma de mapa de calor em um espaço 50x50, a figura à esquerda representa o modelo randômico e o exponencial da direita.

4.3 ANÁLISE QUALITATIVA DOS ALGORITMOS

Para analisar e comparar os algoritmos de interpolação, foram selecionadas três opções de posicionamento de cinco sensores virtuais, os quais foram as únicas fontes de amostras precisas. O resultado da interpolação é baseado nas seguintes distribuições:

1. Pior caso, onde os sensores estão posicionados em uma extremidade do espaço e todos próximos uns dos outros;
2. Melhor caso, onde os sensores são distribuídos proporcionalmente com distâncias proporcionais entre si;
3. Caso aleatório, em que os sensores são divididos em posições não estratégicas.

4.3.1 IDW

Para o pior caso do IDW, 4.1, não é possível determinar nenhum tipo de precisão de temperatura do espaço, exceto na sua extremidade, o que impossibilita o uso desta distribuição para uma análise de precisão em estufa.

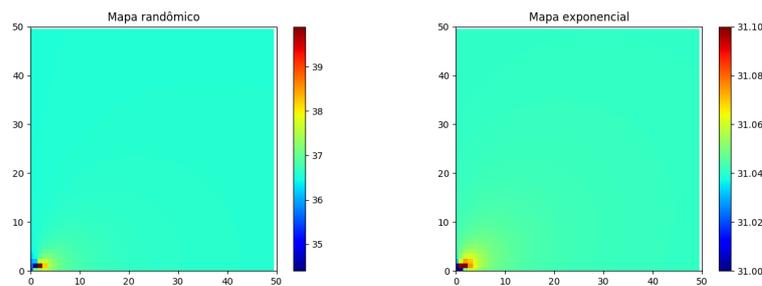


Gráfico 4.1 – Resultado da Interpolação IDW para o pior caso.

O melhor caso do IDW, dividindo os sensores perto do centro, resultou em uma distribuição que representa a situação que se foca ao meio. Embora a baixa quantidade de amostras, podemos visualizar onde estão localizadas as áreas com maior influência pelo gráfico 4.2.

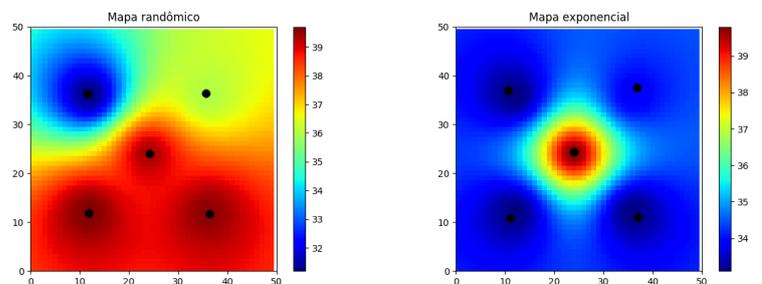


Gráfico 4.2 – Resultado da Interpolação IDW para o melhor caso, os pontos pretos representam a localização das amostras.

O caso aleatório do IDW, referenciado no gráfico 4.3, foi feito a partir de uma distribuição aleatória das amostras para interpolação. Sua confiança de análise passa a ser equivalente ao melhor caso, por ser distribuído em locais diferenciados e podendo capturar as temperaturas de outro modo.

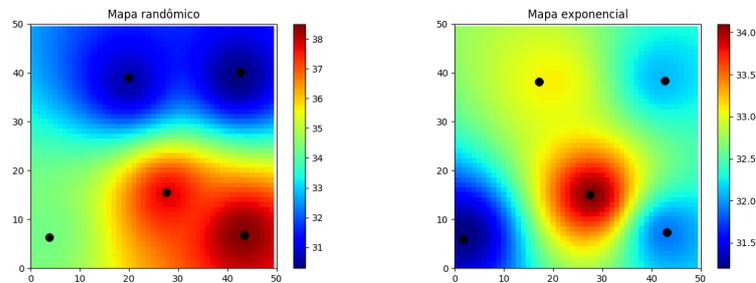


Gráfico 4.3 – Resultado da Interpolação IDW para o caso aleatório, os pontos pretos representam a localização das amostras.

4.3.2 TIN

O método TIN foi o único dos quatro métodos que não proporcionou uma boa visualização em relação as temperaturas distribuídas pela região da estufa simulada. Por possuir uma forma diferente de distribuição das áreas interpoladas, a determinação dos triângulos não fica clara devido à pequena quantidade de amostras obtidas, o que dificultou ainda mais as conclusões de análise e semelhanças ao algoritmo de geração de amostras. As áreas de interpolações são determinadas pelas quantidades de pontos conhecidos, quanto maior o número de pontos, maior seria a quantidade de triângulos e divisões de temperaturas pelo mapa, o que não veio ao caso de cinco amostras.

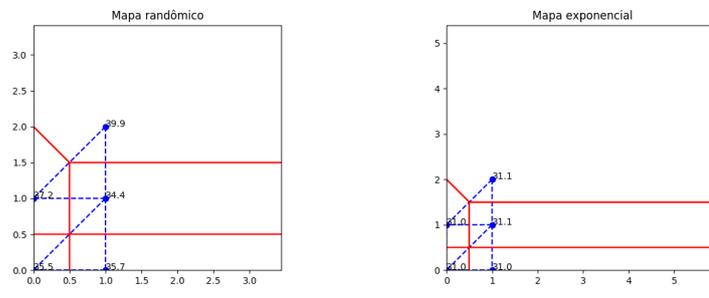


Gráfico 4.4 – Resultado da Interpolação TIN para o pior caso.

O pior caso do TIN, gráfico 4.4, apresentou seus resultados em uma pequena área do espaço, onde é pouco visto os triângulos que demonstram as temperaturas interpoladas das áreas, o que tende a não ser recomendável para a agricultura de precisão.

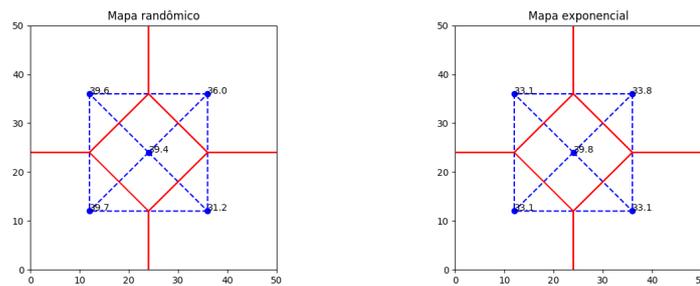


Gráfico 4.5 – Resultado da Interpolação TIN para o melhor caso.

O melhor caso, gráfico 4.5, obteve uma distribuição de temperaturas interpoladas em uma grande área. No entanto, não é possível saber exatamente a temperatura da maior parte do espaço, mas apenas as áreas influenciadas pelas amostras dadas.

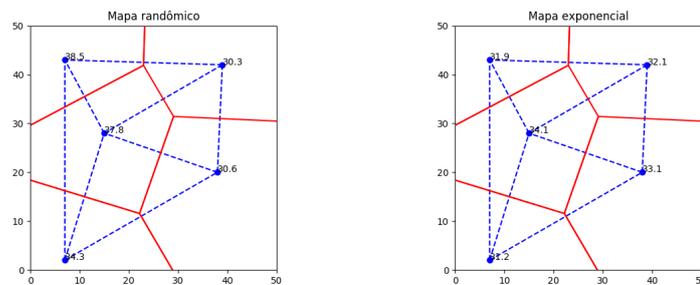


Gráfico 4.6 – Resultado da Interpolação TIN para o caso aleatório.

O caso aleatório, gráfico 4.6, se assimila ao melhor caso, sendo assim ainda impossível de determinar exatamente as temperaturas das regiões do gráfico com precisão pela pequena quantidade de amostras utilizadas na interpolação.

4.3.3 Kriging

Como o Kriging exige amostras de locais de extremidades para interpolar o espaço todo, o pior caso do método, mostrado no gráfico 4.7, resultou apenas uma minúscula área da extremidade e não é possível obter conclusão desta pequena área.

O melhor caso do Kriging, mostrado no gráfico 4.8, conseguiu reproduzir a temperatura apenas nas áreas que as amostras estavam localizadas, o que impossibilitou a distribuição nas áreas mais próximas as laterais. O uso do variograma do Kring influenciou no ruído das amostras, tornando a parte interpolada com medidas de temperaturas mais espalhadas. No entanto, a pequena quantidade de amostras inibiu o fluxo da suavização do variograma, no qual impediu que os resultados fossem mais claros.

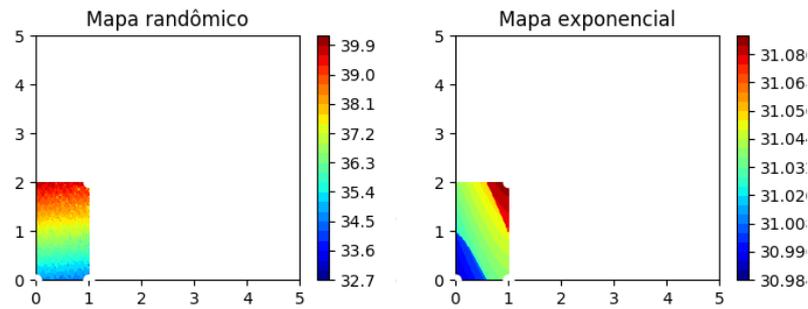


Gráfico 4.7 – Resultado da Interpolação Kriging para o pior caso.

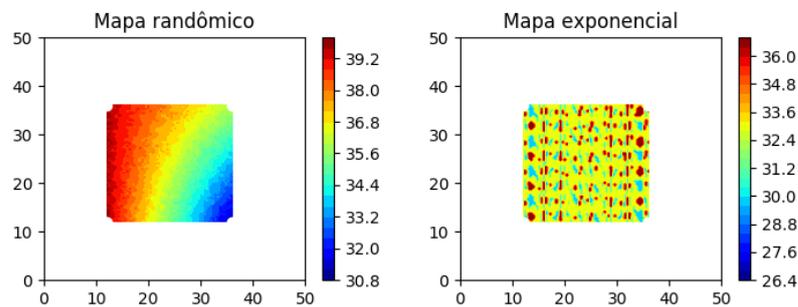


Gráfico 4.8 – Resultado da Interpolação Kriging para o melhor caso.

Já para o caso aleatório, gráfico 4.9, diferenciou-se do melhor caso em algumas áreas pelo fato de suas distribuições. Podemos concluir que a aproximação de amostras diferenciadas geram interpolações mais suavizadas comparadas aos ruídos do melhor caso, mas ainda não se aproximam de uma solução confiável para análises de temperatura.

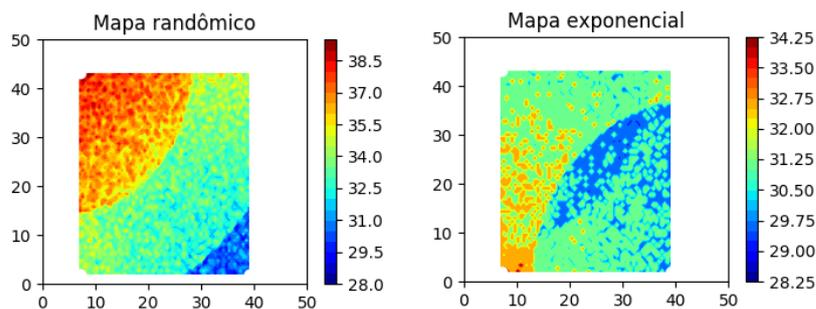


Gráfico 4.9 – Resultado da Interpolação Kriging para o caso aleatório.

4.3.4 Natural Neighbour

O pior caso do Natural Neighbour, gráfico 4.10, revela uma pequena região do espaço por não oferecer amostras espalhadas por outras extremidades.

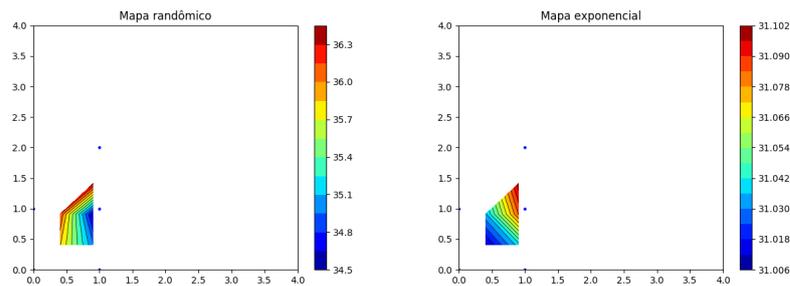


Gráfico 4.10 – Resultado da Interpolação Natural Neighbour para o pior caso.

O melhor caso, gráfico 4.11, resultou em um espaço totalmente visível e com várias informações nas suas áreas interpoladas. A separação de temperaturas que a interpolação divide em camadas é de fácil interpretação dos dados gerados, proporcionando uma análise de maior confiança.

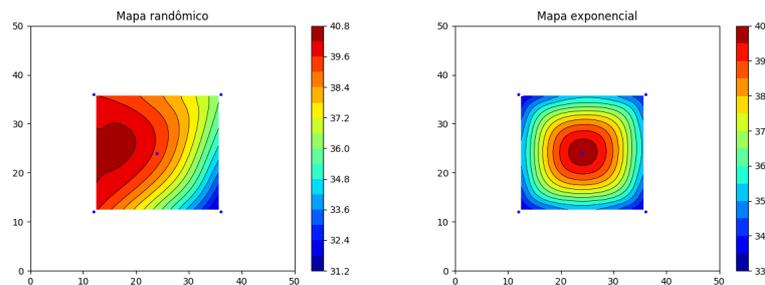


Gráfico 4.11 – Resultado da Interpolação Natural Neighbour para o melhor caso.

O caso aleatório, gráfico 4.12, apresenta melhor visualização do que o melhor caso, por ter algumas amostras mais próximas e outras mais espalhadas, apresentando uma área com mais informações. Porém, com um campo maior, a interpolação perdeu um pouco da sua precisão ao calcular a temperatura média de certos pontos.

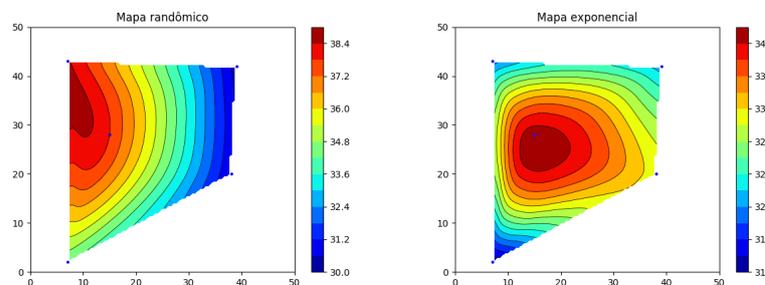


Gráfico 4.12 – Resultado da Interpolação Natural Neighbour para o caso aleatório.

4.4 ANÁLISE QUANTITATIVA DOS ALGORITMOS

Foram executadas as interpolações dos exemplos anteriores com 5 sensores virtuais, pelo requerimento mínimo dos métodos. Para comparar o desempenho de cada método, foram realizados outros testes utilizando 5, 10 e 20 sensores virtuais de amostras nos algoritmos para avaliar a eficiência de cada um. As medidas de tempo de execução e taxa de frequência do CPU foram utilizadas para as comparações:

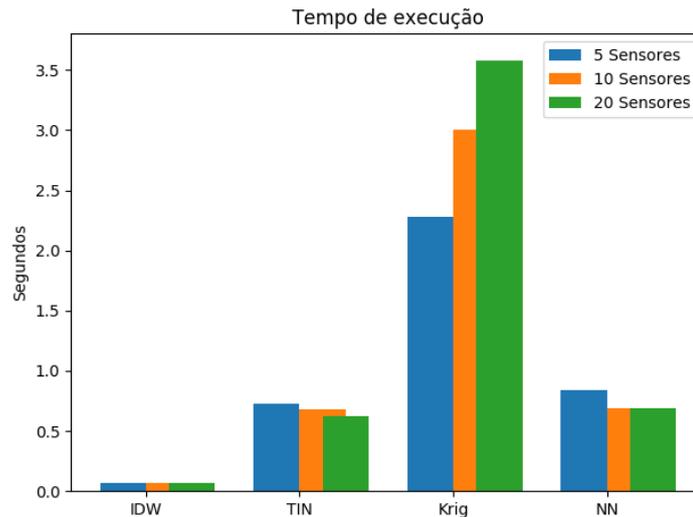


Gráfico 4.13 – Gráfico do tempo de execução de cada método de interpolação usando diferentes números de sensores.

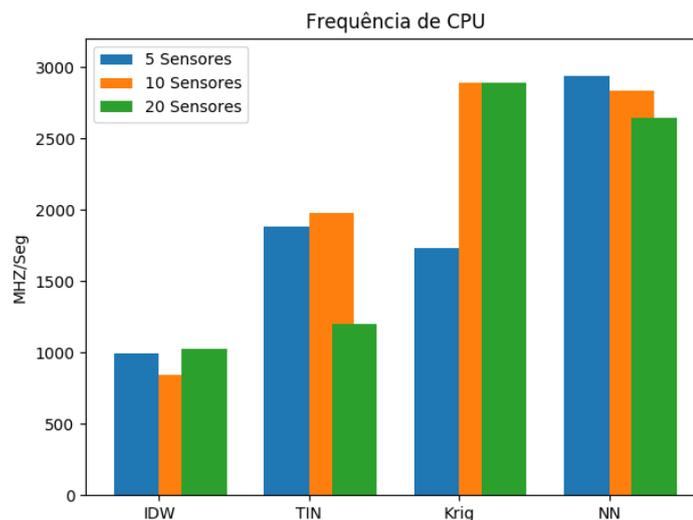


Gráfico 4.14 – Gráfico da frequência do CPU de cada método de interpolação usando diferentes números de sensores.

O algoritmo de geração de dados não acarretou mudanças significativas nas execuções dos métodos e, portanto, foi utilizada a matriz de dados exponencial para a execução.

A comparação entre o tempo de execução das interpolações se mostra notável ao comparar o método IDW e Krig. Os dois métodos, como já explicado, possuem os cálculos semelhantes, porém, o Krig consegue definir todos os pontos desconhecidos do espaço enquanto o IDW apenas suaviza os seus pontos vizinhos. Assim, o tempo de execução do Krig se baseia nas suas interações de amostras conhecidas. Para o caso de TIN e Natural Neighbour, seus tempos se assemelham muito, mesmo tendo implementações completamente diferentes.

4.5 DISCUSSÃO

Podemos determinar os melhores resultados a partir da comparação entre métodos com o algoritmo de geração de mapas, em que a confiança das interpolações são equiparadas com as distribuições de temperaturas pelo mapa e pela medida de cada área. As interpolações que obtiveram os melhores resultados foram o IDW, que conseguiu mostrar as áreas de temperatura com muita semelhança ao original e cobriu toda a área com resultados de interpolação, e o Natural Neighbour, por conseguir dividir as camadas de temperatura com uma boa visualização e uma média de temperatura precisa para a subdivisão das camadas, conforme o gráfico 4.15.

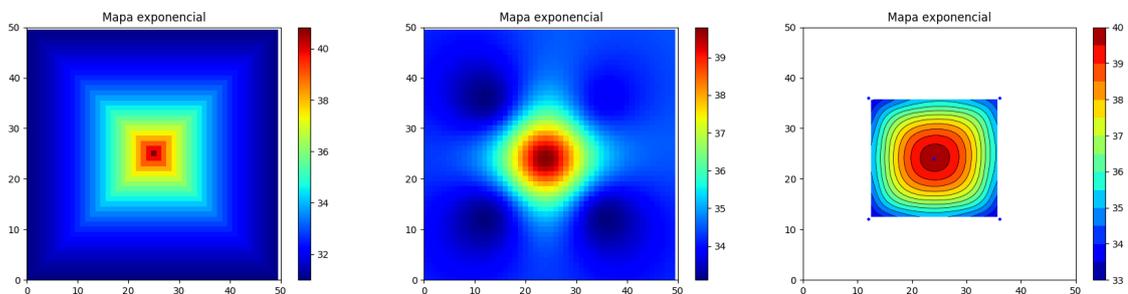


Gráfico 4.15 – Gráfico de comparação entre o mapa de geração de dados exponencial com os métodos de interpolação IDW e Natural Neighbour.

A baixa quantidade de sensores afeta interpolações como o Natural Neighbour, Kriging e especialmente o TIN, por necessitarem de pontos nas extremidades da área. Observamos em seus resultados que muitos espaços ficaram sem amostras ou com pouca informação devido a este problema. Concluímos assim, que as melhores interpolações para se executar em uma estufa difusora, que simulamos com dados sintéticos, foram o IDW, com uma melhor distribuição de amostras, e o Natural Neighbour com uma melhor visualização de dados. Levando em conta que os dois tiveram a utilização de pequenas quantidades de sensores espalhadas pela área e uma boa estratégia de distribuição nos locais de coleta de dados.

5 CONCLUSÃO

A tecnologia da IoT cresceu e se expandiu para diferentes setores e a agricultura de precisão foi um dos resultados desta evolução. As aplicações ligadas ao método de produção ajudam a evitar as perdas de safras, que estão presentes em temporadas difíceis, e o apoio do controle de cultivos, que a agricultura de precisão fornece, visa auxiliar no rendimento total de temporadas. Além disso, o uso de sensores para monitorar a temperatura do cultivo ajuda a determinar uma boa safra. Este trabalho teve como intuito propor a análise de métodos de interpolação para avaliar a temperatura de um espaço em uma estufa difusora. Pela dificuldade de encontrar *datasets* e pesquisas relacionadas com a distribuição de sensores e coleta de dados de diferentes pontos de estufas, optou-se por simular a criação destes dados. A validade de confiança dos métodos de interpolações torna-se um desafio quando se tem poucas amostras de dados, os quais podem nem sempre oferecer os melhores resultados. Alguns métodos de interpolação não obtiveram resultados favoráveis devido ao número de sensores e pela estratégia de posicionamento no espaço da estufa. Parte do trabalho foi dedicado a visualização dos resultados de cada interpolação, reforçando as melhores soluções. Trabalhos futuros podem explorar com maior profundidade a proposta do uso de sensores em estufas, usando dados concretos, maiores números de amostras para coleta, melhores estratégias no posicionamento dos sensores e diferentes métodos de interpolação para análise.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABDI. Plano nacional de iot trará competitividade para a economia brasileira. 2019. Acesso em 04 abr. 2019. Disponível em: <<https://www.abdi.com.br/home>>.

ASHTON, K. That internet of things thing. **RFID**, 2010. Acesso em 01 abr. 2019. Disponível em: <<http://www.itrco.jp/>>.

CARPENTER, E. B. Architectural principles of the internet. **CERN**, 1996. Acesso em 15 abr. 2019. Disponível em: <<https://www.rfc-editor.org/info/rfc1958>>.

CHELLA, M. T. Agricultura de precisão com iot e inteligência artificial. **Saense**, 2018. Disponível em: <<https://saense.com.br/>>.

CRESWELL, L. Thing+ iot smart greenhouse project in japan a practical overview featuring temperature humidity sensing. 2018. Acesso em 14 abr. 2019. Disponível em: <https://medium.com/@leland.creswell_70268/>.

EISENHAUER, M. A development platform for integrating wireless devices and sensors into ambient intelligence systems. **IEEE**, 2010. Acesso em 11 mar. 2019. Disponível em: <<https://www.researchgate.net/>>.

INVESTE. Iot é segmento promissor no meio rural. **INVESTE**, 2017. Acesso em 12 mar. 2019. Disponível em: <<https://www.investe.sp.gov.br/>>.

JAKOB, A. A. E. O uso de métodos de interpolação espacial de dados nas análises sociodemográficas. **ABEP**, 2006. Acesso em 10 jun. 2019. Disponível em: <<http://www.nepo.unicamp.br/>>.

JONES, P. Simulation for determining greenhouse temperature setpoints. **ASAE**, 1990. Acesso em 11 mar. 2019. Disponível em: <<https://elibrary.asabe.org/>>.

KANG, Y. M. A study on the internet of things (iot) applications. **International Journal of Software Engineering and Its Applications**, 2015. Acesso em 28 abr. 2019. Disponível em: <<https://www.semanticscholar.org/>>.

KELLY, S. D. T. Towards the implementation of iot for environmental condition monitoring in homes. **IEEE**, 2013. Acesso em 11 mar. 2019. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/>>.

LEE, M. Agricultural production system based on iot. **IEEE**, 2013. Acesso em 11 mar. 2019. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/>>.

MARCUZZO, F. F. N. Métodos de interpolação matemática no mapeamento de chuvas do estado do mato grosso. 2011. Acesso em 03 jun. 2019. Disponível em: <http://rigeo.cprm.gov.br/jspui/bitstream/doc/605/1/art_marcuzzo_metodos.pdf>.

MARTINS, M. A indústria 4.0. 2016. Acesso em 04 maio. 2019. Disponível em: <<http://flowtech.pt/pt/blog/impacto-industria-4-0-manufatura>>.

MAT, I. Iot in precision agriculture applications using wireless moisture sensor network. **IEEE**, 2016. Acesso em 11 mar. 2019. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/>>.

Paulo Henrique Pichini. **IOT NO CAMPO: LORA GARANTE A CONECTIVIDADE DA AGRICULTURA DE PRECISÃO**: Para explorar novas tecnologias de conexão no campo, um dos caminhos mais confiáveis e com bom custo/benefício é a rede lora (long range network). Data Center Dynamics, 2019. Acesso em 01 abr. 2019. Disponível em: <<http://www.datacenterdynamics.com.br/>>.

PAVÃO, C. G. Spatial interpolation applied a crustal thickness in brazil. **Journal of Geographic Information System**, 2012. Acesso em 10 jun. 2019. Disponível em: <<http://file.scirp.org/>>.

QUINTERO, C. A. B. Applications of voronoi and delaunay diagrams in the solution of the geodetic boundary value problem. 2012. Acesso em 10 jun. 2019. Disponível em: <<http://www.scielo.br/>>.

RIGHI, E. Aplicação e análise de técnicas de interpolação para espacialização de chuvas. 2015. Acesso em 24 jun. 2019. Disponível em: <http://rigeo.cprm.gov.br/jspui/bitstream/doc/605/1/art_marcuzzo_metodos.pdf>.

SINCLAIR, B. **Como usar a internet das coisas para alavancar seus negócios**. São Paulo: Autêntica Business, 2018.

VAISALA. Medir o clima da estufa garante melhor crescimento das plantas. **VAISALA**, 2013. Acesso em 2 mar. 2019. Disponível em: <<https://www.vaisala.com/>>.

WEISER, M. The computer for the 21st century. **RFID**, 1991. Acesso em 07 abr. 2019. Disponível em: <<https://www.jstor.org/>>.