

UNIVERSIDADE FEDERAL DE VIÇOSA
PRÓ-REITORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO
DEPARTAMENTO DE ESTATÍSTICA

HUDSON COSTA TORRES FILHO

**PGV EQUITATIVA – PLANTA GENÉRICA DE VALORES COM
PRINCÍPIOS DE EQUIDADE IMOBILIÁRIA UTILIZANDO
GEOESTATÍSTICA E APRENDIZAGEM DE MÁQUINA**

VIÇOSA
MINAS GERAIS – BRASIL
2023

HUDSON COSTA TORRES FILHO

**PGV EQUITATIVA – PLANTA GENÉRICA DE VALORES COM
PRINCÍPIOS DE EQUIDADE IMOBILIÁRIA UTILIZANDO
GEOESTATÍSTICA E APRENDIZAGEM DE MÁQUINA**

Dissertação apresentada à Universidade Federal de Viçosa,
como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em
Estatística Aplicada e Biometria, para obtenção do título de
Master Scientiae.

VIÇOSA
MINAS GERAIS – BRASIL
2023

FICHA CATALOGRÁFICA

**Ficha catalográfica elaborada pela Biblioteca Central da
Universidade Federal de Viçosa - Campus
Viçosa**

T

Torres Filho, Hudson Costa, 1993-

T693p

PGV equitativa - planta genérica de valores com princípios de equidade imobiliária utilizando geoestatística e aprendizado de máquina / Hudson Costa Torres Filho. – Viçosa, MG, 2023.

1 dissertação eletrônica (85 f.): il.

Orientador: Gerson Rodrigues dos Santos.

Dissertação (mestrado) - Universidade Federal de Viçosa, Departamento de Estatística, 2023.

Referências bibliográficas: f. 81-85.

DOI: <https://doi.org/10.47328/ufvbbt.2023.748>

Modo de acesso: World Wide Web.

1. Bens imóveis e impostos - Brasil - Estatísticas.


CDD 22. ed. 352.44

HUDSON COSTA TORRES FILHO

**PGV EQUITATIVA – PLANTA GENÉRICA DE VALORES COM
PRINCÍPIOS DE EQUIDADE IMOBILIÁRIA UTILIZANDO
GEOESTATÍSTICA E APRENDIZAGEM DE MÁQUINA**


Dissertação apresentada à Universidade Federal de Viçosa,
como parte das exigências do Programa de Pós-Graduação em
Estatística Aplicada e Biometria, para obtenção do título de
Master Scientiae.

APROVADA em 07 de julho de 2023.

Documento assinado digitalmente
 HUDSON COSTA TORRES FILHO
Data: 22/12/2023 15:25:48-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Hudson Costa Torres Filho

Autor

Documento assinado digitalmente
 GERSON RODRIGUES DOS SANTOS
Data: 22/12/2023 15:34:00-0300
Verifique em <https://validar.iti.gov.br>

Gérson Rodrigues dos Santos

Orientador

"Ao nosso grandioso DEUS seja toda a honra, glória e todo o louvor..."

AGRADECIMENTOS

À Deus, por todas as providências, por me trazer forças todos os dias, pela promessa maravilhosa e por inspirar meus pensamentos, guiar meus caminhos e por nos dar possibilidades;

Aos meus pais, por serem presentes em todos os momentos transmitindo confiança;

Ao professor Dr. Gérson pela brilhante orientação, pelos ensinamentos, levarei comigo. Obrigado por acreditar e tornar possível este trabalho;

Ao Jandresson, pela preciosa ajuda com a programação do software R.

Aos professores do Programa de Pós-Graduação em Estatística Aplicada e Biometria, por contribuírem para a minha formação;

Aos membros da banca, pela disponibilidade, contribuição e realização da leitura deste trabalho;

Aos amigos do MESTRADO, pelos trabalhos em equipe, pelas parcerias, incentivo e paciência;

A todos os amigos, que de alguma forma, contribuíram para que este trabalho fosse real;

À Universidade Federal de Viçosa, pela oportunidade e pela infraestrutura disponibilizada;

Por fim, a todos que fazem parte da minha vida e torcem pelo meu sucesso, o meu sincero agradecimento!

“MUITO OBRIGADO”!

RESUMO

TORRES FILHO, Hudson Costa, M.Sc., Universidade Federal de Viçosa, Julho de 2023. **PGV EQUITATIVA – Planta Genérica de Valores com princípios de equidade imobiliária utilizando geoestatística e aprendizado de máquinas.** Orientador: Gérson Rodrigues dos Santos. Coorientadores: João Marcos Louzada e Paulo César Emiliano.

Muitos municípios brasileiros tiveram seu crescimento econômico acentuado nos últimos anos, promovendo, conseqüentemente, transações imobiliárias sem padronização, com alta especulação e praticamente sem qualquer fonte de informações de equilíbrio tributário. Por outro lado, apesar dos cadastros imobiliários estarem em funcionamento, suas informações e de mercado estão muitas vezes desatualizadas e/ou com insuficiência para a formulação de qualquer modelo estatístico que garanta a confiabilidade da determinação dos valores. Os municípios de pequeno porte (até 30 mil habitantes), em sua grande maioria, enfrentam grandes dificuldades também no processo de avaliação em massa de imóveis, principalmente na atualização da Planta Genérica de Valores - PGV, importante instrumento do Código Tributário Municipal - CTM. Entre outros problemas, esses municípios apresentam pouca infraestrutura para utilização de métodos estatísticos padronizados e aplicação dos mesmos. Assim, a solução mais eficiente seria a utilização de um conjunto metodológico cuja aplicação do princípio da equidade imobiliária evidenciasse a busca pela justiça tributária na arrecadação de tributos municipais, mais especificamente o Imposto Predial Urbano (IPTU). Dessa forma, a partir de um cadastro imobiliário urbano completamente atualizado, objetiva-se propor a criação de uma PGV com princípios científicos de equidade imobiliária. Para tanto, a NBR 14.653 de 2019 foi adotada, além da Geoestatística, Aprendizagem de Máquina e Geoprocessamento.

Palavras-Chave: Planta de valores, IPTU, Cadastro imobiliário, Avaliação em Massa.

ABSTRACT

TORRES FILHO, Hudson Costa, M.Sc., Universidade Federal de Viçosa, February of 2023. **Equitable GVT – Generic Value Plant with principles of property equity using geostatistics and machine learning.** Advisor: Gérson Rodrigues dos Santos. Co-Advisors: João Marcos Louzada and Paulo César Emiliano.

Many Brazilian municipalities have had their economic growth accentuated in recent years, consequently promoting real estate transactions without standardization, with high speculation and practically without any source of tax balance information. On the other hand, although the real estate records are in operation, their information and the market's information are often outdated and/or insufficient for the formulation of any statistical model that guarantees the reliability of the values determination. Small municipalities (up to 30,000 inhabitants), for the most part, also face great difficulties in the mass valuation process of real estate, mainly in updating the Generic Values Plan - PGV, an important instrument of the Municipal Tax Code - CTM. Among other problems, these municipalities have little infrastructure for the use of the standardized statistical methods and their application. Thus, the most efficient solution would be the use of a methodological set whose application of the principle of real estate equity evidenced the search for tax justice in the collection of the municipal taxes, more specifically the Urban Property Tax (IPTU). Therefore, from a completely updated urban real estate register, it is aimed to propose the creation of a PGV with scientific principles of real estate equity. To this end, the NBR 14.653 of 2019 was adopted, in addition to the Geostatistics, Machine Learning and Geoprocessing.

Keywords: Values Plan, IPTU, Real Estate Cadastre, Mass Appraisal.

LISTA DE FIGURAS

| | |
|--|-----------|
| Figura 1: Representação da divisão do aprendizado de máquinas | 28 |
| Figura 2: Representação esquemática do funcionamento do Random | 36 |
| Figura 3: Funcionamento de uma SVM para classes linearmente separáveis | 39 |
| Figura 4: a) o ponto se encontra no lado certo da região de separação; b) o ponto se encontra do lado errado na região de separação e c) o ponto está fora da região de separação e do lado incorreto | 39 |
| Figura 5: Parâmetros do semivariograma | 41 |
| Figura 6: Representação cartográfica do Município de Irupi | 46 |
| Figura 7: Representação tabular da memória de cálculo para a PGV de Irupi-ES | 54 |
| Figura 8: Representação tabular da memória de cálculo para a PGV de Irupi-ES - Fator área | 54 |
| Figura 9: Representação tabular da memória de cálculo para a PGV de Irupi-ES – Fator transposição | 55 |
| Figura 10: Representação tabular da memória de cálculo para a PGV de Irupi-ES - Critério <i>Chauvenet</i> | 55 |
| Figura 11: Representação tabular da memória de cálculo para a PGV de Irupi-ES - Critério média. | 56 |
| Figura 12: Representação tabular da memória de cálculo para a PGV de Irupi-ES - Critério Desvio Padrão | 56 |
| Figura 13: Representação tabular da memória de cálculo para a PGV de Irupi-ES - Exemplo do critério desvio padrão | 57 |
| Figura 14: Tabela com a precificação das 40 unidades de lotes vagos | 64 |
| Figura 15: Tabela com a precificação das 40 unidades construídas | 65 |
| Figura 16: Representação Cartográfica da PGV – Planta Genérica de Valores dos Lotes Vagos do Município de Irupi – ES | 77 |
| Figura 17: Representação Cartográfica da PGV – Planta Genérica de Valores dos Lotes do Município de Irupi – ES | 78 |
| Figura 18: Representação Cartográfica da PGV – Planta Genérica de Valores das Unidades Construídas do Município de Irupi – ES | 78 |
| Figura 19: Representação Cartográfica da PGV – Planta Genérica de Valores Completa do Município de Irupi – ES | 79 |

LISTA DE TABELAS

| | |
|--|-----------|
| Tabela 1: Taxas de capitalização e discriminação | 18 |
| Tabela 2: Padrões construtivos e fatores de equivalência | 21 |
| Tabela 3: Depreciação das edificações em função da idade e do uso | 22 |
| Tabela 4: Distância entre Irupi e os municípios da Rota Imperial | 45 |
| Tabela 5: Tabela da memória de cálculo para a PGV de Irupi-ES - Fator topografia | 57 |
| Tabela 6: Tabela de referência de custo INCC | 58 |
| Tabela 7: Tabela da memória de cálculo para a PGV de Irupi-ES - Fator topografia | 58 |
| Tabela 8: Tabela de referência de custo INCC | 59 |
| Tabela 9: Tabela referência de custo SINDUSCON-ES | 59 |
| Tabela 10: Tipo da edificação X Valor do metro quadrado | 60 |
| Tabela 11: Tabela revestimento externo | 60 |
| Tabela 12: Tabela tipo de piso | 60 |
| Tabela 13: Tabela tipo de cobertura | 60 |
| Tabela 14: Tabela tipo de estrutura | 61 |
| Tabela 15: Tabela tipo de instalações sanitárias | 61 |
| Tabela 16: Tabela tipo de instalações elétricas | 61 |
| Tabela 17: Tabela de estado de conservação | 61 |
| Tabela 18: Tabela de situação da edificação | 61 |
| Tabela 19: Estatísticas descritivas do preço unitário das construções por classe. | 75 |
| Tabela 20: Estatísticas descritivas do preço dos lotes por classe. | 75 |

LISTA DE GRÁFICOS

| | |
|---|-----------|
| Gráfico 1: Dependência parcial do preço unitário das construções com o modelo RF | 72 |
| Gráfico 2: Dependência parcial do preço unitário dos Lotes com o modelo RF | 73 |
| Gráfico 3: Dispersão do valor observado (R\$) x valor predito (R\$) do modelo RF sobre as amostras de treinamento e teste das unidades construídas | 74 |
| Gráfico 4: Dispersão do valor observado (R\$) x valor predito (R\$) do modelo RF sobre as amostras de treinamento e teste dos lotes | 74 |
| Gráfico 5: Histograma com a densidade do preço unitário das construções analisadas | 76 |
| Gráfico 6: Histograma com a densidade do preço unitário dos lotes analisados | 76 |

Sumário

| | |
|--|-----------|
| 1. INTRODUÇÃO | 11 |
| 2. REFERENCIAL TEÓRICO..... | 15 |
| 2.1. PLANTA GENÉRICA DE VALORES | 15 |
| 2.2. A CARACTERIZAÇÃO DO IMÓVEL | 18 |
| 2.3. OS COMPONENTES BÁSICOS DE AVALIAÇÃO..... | 19 |
| 2.4. APRENDIZADO DE MÁQUINAS..... | 27 |
| 2.4.1. RANDOM FOREST..... | 33 |
| 2.4.2. SUPPORT VECTOR MACHINE (SVM)..... | 38 |
| 2.5. GEOESTATÍSTICA | 40 |
| 3. MATERIAL E MÉTODOS..... | 44 |
| 3.1. CARACTERIZAÇÃO DA REGIÃO ESTUDADA | 44 |
| 3.1.1. ROTA IMPERIAL..... | 44 |
| 3.1.2. MUNICÍPIO DE IRUPI - ES..... | 46 |
| 3.2. NOVA PLANTA GENÉRICA DE VALORES DO MUNICÍPIO DE IRUPI - ES E AVALIAÇÃO EM MASSA DE IMÓVEIS NOS TERMOS DA NBR 14653 | 47 |
| 3.3. METODOLOGIA DE GENERALIZAÇÃO DA NOVA PLANTA GENÉRICA DE VALORES DO MUNICÍPIO DE IRUPI - ES | 66 |
| 3.4. APRENDIZAGEM DE MÁQUINA PARA PRECIFICAÇÃO DOS IMÓVEIS..... | 70 |
| 4. RESULTADOS E DISCUSSÃO | 71 |
| 5. CONCLUSÃO | 79 |
| 6. REFERÊNCIAS | 81 |

1. INTRODUÇÃO

Em uma breve análise acerca do Imposto sobre a Propriedade Urbana x Produto interno bruto, Giambiagi e Além (1999) elucidam que o Imposto Predial e Territorial Urbano é a melhor forma de financiamento dos governos municipais devido a maior facilidade de cobrança, visto que sua base tributária tem por origem um bem imóvel, além de ser possível aplicar princípios que respeitem a progressividade e a equidade.

Quanto à carga tributária Riani (1997), salienta que a arrecadação do Imposto Predial e Territorial Urbano (IPTU) gira em torno de 0,5 % do Produto Interno Bruto (PIB) em países como Canadá, Estados Unidos e Inglaterra esse tributo representa cerca de 3% do PIB. O IPTU é um dos principais impostos municipais no Brasil e tem como fato gerador a propriedade urbana, sendo um mecanismo expressivo de arrecadação quando possui como base um Cadastro Imobiliário atualizado e confiável. Porém, nos pequenos e médios municípios, as dificuldades de administração tributária, bem como a vulnerabilidade política e pública dos critérios adotados, justificam o baixo desempenho de seu IPTU (GIFFONI e VILLELA, 1987, pg. 21).

Na visão de Giffoni e Villela (1987, pg. 05), o baixo desempenho do IPTU também se deve a carência de recursos técnicos e humanos, dificuldade de atualizações cadastrais, somada ainda ao baixo valor venal apurado dos imóveis e períodos de inflação acentuada. Nesse sentido, Albert (2013) salienta que mesmo no conjunto de países de renda média ou baixa, existem vários exemplos de modelos onde a participação dos municípios na receita nacional é maior que a observada no caso brasileiro. Uma vez que o IPTU é de suma importância para o desenvolvimento local, sendo essencial que haja a compreensão para a atualização do cadastro imobiliário levando em consideração as características fiscais e extrafiscais do tributo bem como os efeitos colaterais indesejados por conta de um sistema desatualizado que acarreta uma cobrança não isonômica e desproporcional frente à sociedade.

Para Möller (1995), citado por Moura e Carneiro (2002), a importância da manutenção e atualização dos cadastros imobiliários passaram a receber maior atenção dos municípios pequenos a partir da Lei de Responsabilidade Fiscal, uma vez que ela condicionou o recebimento pelos municípios de transferências voluntárias (oriundas dos governos estaduais e federais) ao zelo pela receita própria.

Os cadastros imobiliários são a base para apuração do valor venal de um imóvel, ao

qual aplicada uma alíquota chega-se ao valor final do Imposto Predial e Territorial Urbano (IPTU), porém segundo Loch (2007) faltam leis cadastrais que direcionem e imponham ações mínimas para a implantação e atualização de projetos cadastrais, falta pessoal, equipes de geoprocessamento e software para a gestão da informação.

A Constituição Federal de 1988 determina que o IPTU deve ser de competência municipal. O cálculo desse imposto tem como base o valor venal do imóvel, o qual deve corresponder ao valor de venda à vista, sendo determinado pelo somatório do valor do terreno e da construção (Afonso et al., 2010). As receitas tributárias próprias dos municípios são os impostos, as taxas e a contribuição de melhoria, cuja competência é atribuída constitucionalmente à esfera local de governo. Como a base de cálculo do IPTU é o valor venal dos imóveis, a administração municipal deve sempre determiná-lo da forma mais realista possível, fazendo com que esse valor esteja próximo do valor de mercado. Contudo, devido à complexidade para a sua determinação, bem como pelo elevado número de imóveis a serem avaliados, isso se torna uma tarefa árdua (CARVALHO, 2011).

Vários autores afirmam que as Plantas Genéricas de Valores - PGV surgem de uma composição de tabelas, listas, fatores corretivos e índices que, combinados, determinam os valores médios unitários (R\$/m²) genéricos para a apuração do valor venal dos imóveis na face das quadras para fim de tributação. A finalidade principal de uma planta genérica de valores é fornecer os valores de mercado atualizados dos terrenos, quadra por quadra, ao longo dos logradouros de um determinado município (apud MOURA e CARNEIRO, 2002).

Alguns municípios, em especial, têm ainda mais dificuldade com a atualização de suas plantas de valores, devido à alta especulação imobiliária, produto de inúmeras variáveis, escassas fontes de informação das transações imobiliárias por motivo de ausência de critérios justificáveis, ou seja, não existe uma lógica e sim o fluxo do aumento da procura e redução da oferta. Os municípios com grande progresso no potencial econômico e turístico possuem atrativos que chamaram a atenção do mercado imobiliário e o “boom” da valorização dos imóveis. Além disso, destaca-se a inflação acelerada que também tornou a PGV um instrumento pouco fiel à realidade, tornando necessárias atualizações periódicas e a criação de métodos condizentes.

Na região da rota turística imperial do estado do Espírito Santo, composta pelos municípios de Cariacica, Castelo, Conceição do Castelo, Domingos Martins, Iúna, Ibatiba, Ibitirama, Irupi, Muniz Freire, Viana, Santa Leopoldina, Santa Maria de Jetibá, Venda Nova do

Imigrante e Vitória, os atrativos ambientais, boa qualidade de vida e clima, têm atraído pessoas de todas as regiões do estado, do Brasil e até de outros países para morarem ou investirem. Assim, o mercado imobiliário tem estado sempre aquecido, elevando os preços praticados sem uma escala lógica e sempre crescente.

Especificamente, o município de Irupi, está localizado a 199 quilômetros da capital Vitória, a uma altitude de 730 metros (IBGE, 2010). Em pesquisa realizada pelo Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento, divulgada no Atlas de Desenvolvimento Humano do Brasil (2000), Irupi possui 0,637 de IDH-M - Índice de Desenvolvimento Humano Municipal. Os índices avaliados foram: longevidade, mortalidade, educação, renda e sua distribuição.

Irupi contava com um sistema cadastral territorial, embora deficitário e no modelo tradicional do Boletim de Cadastro Imobiliário – BCI aos moldes antigos e manuais de desenho, com recursos humanos e computacionais. Seu Imposto Predial e Territorial Urbano (IPTU) era calculado a partir de mecanismos que não realçavam princípios de equidade imobiliária, padrão construtivo e infraestrutura oferecida, gerando assim muitas discrepâncias no processo de tributação imobiliária.

Através de uma CTC – Cooperação Técnico-Científica com o Grupo de Pesquisa GeoTec/CNPq – Geociências Aplicadas e Tecnologias do IPPDS – Instituto de Políticas Públicas e Desenvolvimento Sustentável da UFV – Universidade Federal de Viçosa o município de Irupi realizou o CTM – Cadastro Territorial Multifinalitário nos moldes da Portaria 511 de 2009, Lei 13.465 de 2017 e Decreto 9.310 de 2018. Ademais, produziu-se uma PGV com princípios científicos de equidade imobiliária à luz da legislação vigente no país, NBR 14.653 de 2019, e um pacote metodológico que engloba Geoprocessamento, Sensoriamento Remoto, Aerofotogrametria, Geoestatística, Inteligência Geográfica e Inteligência Artificial – Aprendizagem de Máquina.

Uma proposta de um modelo de atualização da PGV Equitativa foi desenvolvida para o município de Irupi-ES, observadas as peculiaridades deste município com o principal objetivo de corrigir a baixa avaliação imobiliária e atender o plano de ação do TCE-ES – Tribunal de Contas do Estado do Espírito Santo.

Neste viés apresentamos a metodologia utilizada para a atualização da PGV do município, utilizando metodologias científicas que produziram a equidade imobiliária. Através de metodologias robustas presentes em Inteligência Artificial, Aprendizagem de Máquina, Geoestatística e Geoprocessamento, as especificidades do padrão construtivo, infraestrutura

oferecida pelo município e demais caracterizações relevantes, construíram a Classificação Imobiliária da PGV Equitativa. Este pacote metodológico figura-se como a mais moderna modelagem científica, também chamada de Modelagem Híbrida. Em outras palavras, a modelagem híbrida é dada pela junção do que há de ótimo na modelagem tradicional (Estatística ou Matemática) e a robustez da Inteligência Artificial.

2. REFERENCIAL TEÓRICO

2.1. Planta genérica de valores

Os primeiros estudos sobre avaliação de imóveis no Brasil datam de 1918, e em 1923 foram introduzidos novos métodos de avaliação de terrenos, que a partir de 1929 começaram a ser sistematicamente aplicados. A partir daí a engenharia de avaliação no Brasil vem crescendo e evoluindo nas técnicas de avaliação. Atualmente, um grande número de profissionais vem desenvolvendo estudos nesse campo, visando dar à matéria o suporte científico necessário como apoio aos métodos técnicos até então utilizados (FIKER, 1997).

Johnston (2000) salienta que na maior parte dos municípios do Brasil o processo de avaliação em massa de imóveis é fundamentado por uma Planta de Valores Genéricos, que consiste de uma listagem de valores unitários (m^2) de terrenos por face de quadra. Esta planta, não se traduz num mapa. E sim, numa listagem que é referida a uma mesma data e homogeneizada quanto aos seus diversos atributos (frente, profundidade, topografia, pedologia, situação na quadra e infraestrutura disponível) em relação a um lote padrão.

Nas prefeituras municipais é visível nos últimos anos a preocupação com a ampliação das receitas tributárias por meio de atualizações cadastrais e da base de cálculo dos impostos imobiliários (IPTU e ITBI – Imposto sobre a Transição de Bens Imóveis). Em outras palavras a Planta Genérica de Valores (PGV) é o instrumento legal em qual estão estabelecidos os valores unitários de metro quadrado de terrenos e de construções do município. Essas informações possibilitam a obtenção do valor venal dos imóveis e servem de base de cálculo do IPTU (RAMOS, SILVA, LOCH, 2000).

Planta de valores é a denominação genérica de uma fórmula de cálculo que possibilita a obtenção dos valores venais de todos os imóveis urbanos de um município a partir da avaliação individual de cada uma dessas propriedades. Durante muitos anos, as Prefeituras criavam, ou atualizavam ao fim de cada exercício fiscal, um conjunto de plantas baixas que

continham todas as ruas da cidade, onde eram inseridos valores representativos do metro quadrado ou, conforme o caso, da testada principal de todas as propriedades, por trechos de ruas, por toda uma rua, por um conjunto de ruas, por bairros ou áreas dos municípios (FIKER, 1997).

No entanto, para Almeida (2014) apesar desse processo ter sido abandonado, por obsoleto, há décadas, o nome planta de valores, que não passa de uma base cartográfica das ruas da cidade, com números indicativos para obtenção dos valores venais das propriedades nelas existentes, perdura entre nós até hoje. O conceito principal que deve ser depreendido da questão anterior pode ser resumido em apenas uma palavra que permanece imutável: “avaliação”. Tendo como principal objetivo ser alcançado por todos os responsáveis na condução do processo de formação e cobrança de tributos incidentes sobre as propriedades: cobrança justa, embasada em valor venal correto, pois formado por método de avaliação que traduz perfeitamente o conjunto de valores assumidos pelos imóveis urbanos do município, em certo período de tempo.

De acordo com Dalaqua et al. (2010), a Planta Genérica de Valores (PGV) é formulada com a utilização de cálculos que possibilitam a obtenção dos valores venais dos imóveis urbanos do município, a partir da avaliação individual de cada propriedade, servindo de base para impostos como o IPTU (Imposto Predial e Territorial Urbano), ITBI (Imposto sobre Transmissão de Bens Imóveis) e Contribuição de Melhoria. Mediante esta perspectiva, a PGV é um instrumento essencial para que o poder municipal tenha condições de cobrar dos contribuintes o valor justo sobre a propriedade, devido ao ajuste do valor venal dos imóveis ao valor real de mercado.

Nesse sentido Möller (1995) define Planta Genérica de Valores de terrenos como a planta do perímetro urbano onde são definidos os valores unitários do metro quadrado dos terrenos, para cada face de quadra, devidamente homogeneizados. Este autor define também Planta Genérica de Valores de edificações como um conjunto de valores unitários do metro quadrado para cada tipologia construtiva existente no perímetro urbano, passível de homogeneização, com relação aos seus diversos atributos, tais como localização, idade e estado de conservação, estes apurados em uma mesma data.

Com base no estudo de Dalaqua et al. (2010) acerca da conceituação Planta Genérica de Valores de Sérgio Antonio Abunahman (2005), elucidamos que:

AVALIAÇÃO DE IMÓVEIS: “Avaliação é a determinação técnica do valor de um imóvel ou de um direito sobre o mesmo” (ABREL, pg. 13, 1998). Compreende-se que esta retrata a expressão monetária que um bem negociável pode assumir, abertamente, por dado período de tempo, sendo conhecidos por compradores e vendedores todos os seus usos possíveis, propósitos e utilidades.

CONCEITO DE VALOR: “É a expressão monetária que um bem negociável pode assumir, abertamente, por dado período de tempo, sendo conhecidos por compradores e vendedores todos os seus usos possíveis, propósitos e utilidades”. “Valor é o preço pago por um comprador desejoso de comprar, mas não forçado, e um vendedor desejoso de vender, mas também não compelido, tendo ambos plenos conhecimentos da utilidade do bem transacionado” (ABREL, pág. 13, 1998).

Desse modo, compreende-se que o Valor de Mercado é o preço que um vendedor está disposto a aceitar e, um comprador a pagar, ambos perfeitamente bem informados e dentro de circunstâncias normais, objetivas e subjetivas para um determinado bem”.

O VALOR DE UMA PROPRIEDADE: Para obtermos o valor efetivo de uma propriedade qualquer, deve-se perseguir e estabelecer certos procedimentos enquadrados nos seguintes métodos de avaliação:

MÉTODOS DIRETOS: Método Comparativo. É aquele em que o valor do imóvel, ou de suas partes constitutivas, é obtido através da comparação de dados de mercado relativos a outros de características similares;

MÉTODO DE INDIRETOS: É aquele em que o valor das benfeitorias resulta de orçamento sumário ou detalhado ou da composição do custo de outras iguais às que são objeto da avaliação, (custo reprodução), ou equivalentes (custo de substituição).

MÉTODO DE RENDA: É aquele em que o valor do imóvel, ou de suas partes constitutivas, é obtido pela capitalização de sua renda líquida, real ou prevista;

MÉTODO RESIDUAL: Esse método se baseia na ideia de que o valor de um imóvel é a diferença entre o valor total do imóvel e o valor das melhorias ou benfeitorias nele presentes (ANTUNES, p. 16, 2005).

Em relação ao método comparativo os procedimentos são os seguintes:

a) Procurar referências de vendas ou aluguéis de propriedades cujos valores e áreas construídas sejam comparáveis com aquele que se deseja avaliar na rua em que este imóvel se localiza, ou no bairro, ou na região comum, ou, até na própria cidade;

b) Atualizar os preços das propriedades tomadas como referência, considerando as diferentes épocas das transações;

c) Comparar as propriedades tomadas como referência, com aquela que está sendo avaliada.

Buscando-se avaliar uma propriedade pelo método de renda, deve-se proceder aos seguintes procedimentos:

d) Comparar as rendas e aplicar a taxa de capitalização conveniente à renda da propriedade sob avaliação. As taxas de capitalização, também chamadas por alguns autores de taxas de retorno, variam de acordo com a natureza do imóvel, suas características construtivas, sua localização etc. De modo geral, podemos fixar as taxas de capitalização conforme explicitado em tabela a seguir:

| TAXAS DE CAPITALIZAÇÃO E DISCRIMINAÇÃO | | |
|--|--------------|--------------|
| | VALOR MÍNIMO | VALOR MÁXIMO |
| Imóveis residenciais | 5% ao ano | 8% ao ano |
| Lojas comerciais | 8% ao ano | 12% ao ano |
| Salas comerciais | 6% ao ano | 12% ao ano |

Tabela 1: Taxas de capitalização e discriminação

Fonte: Elaborado pelo autor

b) Pesquisar a tendência central ou medida de posição, dos resultados obtidos com as pesquisas de referências de vendas ou de aluguéis de propriedades com aquela que se deseja avaliar.

2.2. A caracterização do imóvel

Para que um processo de avaliação de qualquer imóvel tenha êxito, é indispensável ao avaliador o conhecimento pleno do contexto urbano onde se insere a propriedade. Assim, os elementos expostos a seguir constituem um conjunto de informações primárias sem as quais nenhuma avaliação chega a bom resultado. São eles:

Localização do imóvel: Rua, Bairro, Distrito, Setor etc.;

Características do logradouro: estado e dimensões do calçamento, estado e dimensões das calçadas e passeios, iluminação, jardinagem, arborização, topografia, pedologia etc.;

Proprietário do imóvel: Dados pessoais, (se possível), motivações para negociar, expectativas quanto ao negócio etc.;

Serviços públicos existentes no logradouro: Rede de água, de esgotamento sanitário, galeria de águas pluviais, energia elétrica, iluminação pública, telefone e Internet, gás canalizado etc.;

Serviços públicos comunitários: serviços potencialmente disponíveis em área de influência do imóvel, cujo domínio é definido por um raio de circunferência medindo entre um e dois quilômetros, onde são ofertadas as seguintes facilidades urbanas: Creches e serviços similares, escolas, (primárias e secundárias), cursos diversos de profissionalização, universidades, postos de saúde, hospitais, delegacias de polícia, recreação e lazer etc.;

Serviços Gerais ofertados pela iniciativa privada: Shopping Center, lojas de comércio diversificado, bares, restaurantes, teatros, cinemas etc.

Há que se considerar sempre a relatividade com que os serviços públicos e privados influenciam a formação do valor dos imóveis. Em uma rua com composição urbana predominantemente comercial, por exemplo, imóveis residenciais que não possam ser transformados em comerciais não terão, talvez, o mesmo valor que aqueles situados em outros logradouros, de conformação somente residencial. Uma boa oferta de transportes coletivos pode influenciar positivamente a formação do valor de um imóvel. O excesso de transporte coletivo em dado logradouro, acarretando poluição sonora e do ar, irá, sem dúvidas, influenciar negativamente o mesmo imóvel. O mesmo ocorre com a segurança pública

2.3. Os componentes básicos de avaliação

Um processo de avaliação pelo método comparativo tem início com a pesquisa por referências de vendas ou aluguéis de propriedades cujos valores sejam comparáveis com aquele que se deseja avaliar. Obtidas essas amostras têm-se como subproduto o valor unitário por metro quadrado do imóvel, ou simplesmente, valor do metro quadrado de cada imóvel que é obtido pela divisão do valor de venda de cada um deles por suas respectivas áreas de construção.

Nesse sentido, apontamos variáveis que expliquem a formação dos valores unitários. As variáveis mais utilizadas são:

- a) Imóveis com maiores ou menores valores do que a propriedade em avaliação;
- b) Imóveis com áreas maiores, menores ou distintas da propriedade em avaliação;
- c) Imóveis com padrões construtivos superiores ou inferiores ao da propriedade em avaliação;
- d) Imóveis com tempos de construção maiores ou menores que o da propriedade em avaliação;
- e) Imóveis com apelos de venda, via propaganda e marketing ou com premência de venda.

Considera-se que as variáveis levantadas na amostragem, sempre irão diferir entre si, e pior, nunca serão inteiramente representativas daquelas existentes no imóvel em avaliação. O avaliador terá em mãos uma série estatística com dados díspares que não permitem descortinar ou sequer inferir um valor estimado para a propriedade em avaliação. Para corrigir estas distorções utilizamos os chamados fatores de homogeneização ou uniformização, explicitados a seguir:

a) Fator de Transposição: obtido através da divisão do valor unitário do imóvel em avaliação, pelo valor unitário do imóvel pesquisado. Estes valores são levantados, em geral, nas Secretarias de Fazenda (ou Finanças) das Prefeituras. Serve como medida de comparação da pujança comercial entre vários logradouros;

b) Fator de correção de área: obtido através da raiz quarta, ou da raiz oitava, da divisão entre a área do imóvel pesquisado e a área do imóvel em avaliação, quando as diferenças entre suas áreas forem, respectivamente, maiores ou menores que 30%.

c) Fator de equivalência: obtido através da aplicação de coeficientes originários de modelos matemáticos e estatísticos tendo como principais componentes as características de construção formadoras dos custos de construção de cada imóvel, considerado seus acabamentos e os materiais de construção aplicados alinhando-os em três classes ou padrões distintos; padrão alto ou luxo, padrão médio ou normal e padrão popular ou baixo (ABUNAHMAN, 2005)

Visando ilustrar, buscou-se adaptar por meio da publicação do engenheiro Sérgio Antonio Abunahman (2005), parte de uma tabela de fatores de equivalência como apresentada na tabela 2:

| |
|-------------------------|
| PADRÕES CONSTRUTIVOS |
| FATORES DE EQUIVALÊNCIA |

| DISCRIMINAÇÃO | FATOR MÍNIMO | FATOR MÁXIMO |
|------------------------------|--------------|--------------|
| Residência – padrão baixo | 0,40 | 0,70 |
| Residência – padrão normal | 0,50 | 0,80 |
| Residência – padrão alto | 0,80 | 1,00 |
| Lojas – padrão baixo | 0,80 | 1,20 |
| Lojas – padrão normal | 1,50 | 2,50 |
| Lojas – padrão alto | 2,50 | 4,50 |
| Salas – padrão baixo | 0,60 | 0,80 |
| Salas – padrão normal | 0,80 | 1,00 |
| Salas – padrão alto | 1,30 | 1,50 |
| Sobrados – padrão baixo | 0,20 | 0,30 |
| Sobrados – padrão normal | 0,30 | 0,40 |
| Sobrados – padrão alto | 0,40 | 0,50 |
| Galpões, Garagens, Depósitos | 0,30 | 0,50 |
| Armazéns e congêneres | 0,30 | 0,50 |

Tabela 2: Padrões construtivos e fatores de equivalência
Fonte: Elaborado pelo autor

d) Fator de depreciação: obtido através da aplicação de coeficientes ou taxas que exprimem a medida de deterioração e/ou a obsolescência de imóveis, considerado um domínio de vida útil compreendido entre 50 e 80 anos.

A tabela 3, faz parte do método Vegni-Neri, de depreciação de imóveis de grande aplicação por sua praticidade:

| DEPRECIÇÃO DAS EDIFICAÇÕES EM FUNÇÃO DA IDADE E DO USO | | | |
|--|---------------------|-----------------|---------------------|
| IDADE (EM ANOS) | FATOR DE DEPRECIÇÃO | IDADE (EM ANOS) | FATOR DE DEPRECIÇÃO |
| 1 | 1,00 | 26 | 0,5658 |
| 2 | 0,9666 | 26 | 0,5334 |

| | | | |
|-------------|--------|----|--------|
| 4 | 0,9332 | 30 | 0,4990 |
| 6 | 0,8998 | 32 | 0,4656 |
| 8 | 0,8664 | 34 | 0,4322 |
| 10 | 0,8330 | 36 | 0,3988 |
| 12 | 0,7996 | 38 | 0,3654 |
| 14 | 0,7642 | 40 | 0,3320 |
| 16 | 0,7328 | 42 | 0,2986 |
| 18 | 0,6994 | 44 | 0,2652 |
| 20 | 0,6660 | 46 | 0,2318 |
| 22 | 0,6326 | 48 | 0,1948 |
| 24 | 0,5992 | 50 | 0,1650 |
| Acima de 50 | 0,1650 | | |

Tabela 3: Depreciação das edificações em função da idade e do uso.

Fonte: Elaborado pelo autor

e) Fator de fonte: obtido através da aplicação de coeficiente variando entre 0,85 – 1,00 tentando deprimir a euforia de proprietários ou corretores que buscam valorizar ao máximo os imóveis em negociação.

Os componentes básicos de avaliação para terrenos onde não existam construções encaixam-se na mesma metodologia utilizada anteriormente, do seguinte modo:

Fator de testada: exprime um fator de correção de testada quando esta variável (FT) substitui o valor unitário por metro quadrado do terreno. O fator de testada é definido como a raiz quarta da razão entre a testada efetiva e a testada padrão;

Fator de profundidade: define uma profundidade equivalente, a ser usada em conjunto com o fator de testada;

Fator de esquina: indica, através de coeficientes o acréscimo experimentado por um terreno em função de uma melhor localização;

Fator de topografia: exprime a partir de um padrão normal, onde um terreno plano tem coeficiente igual a 1,00, valores menores para aqueles terrenos em aclive ou declive;

Fator de pedologia: partindo de um padrão para um terreno seco e firme com coeficiente igual a 1,00 indica coeficientes menores para aqueles com superfícies alagadiças, úmidas, pantanosas e de solo instável;

Fator de acessibilidade: define um padrão mínimo de serviços urbanos que beneficiam um dado terreno com coeficiente igual a 1,00, indicando coeficientes menores para aqueles situados abaixo do padrão normal;

Fator de configuração: exprime o padrão normal, com coeficiente igual a 1,0 para terrenos urbanos com área até 5.000,00 m². A partir daí são estipulados coeficientes menores que irão definir as glebas urbanas (ABUNAHMAN, 2005).

Valor Venal de um imóvel: é a expressão monetária de venda atingida por um imóvel qualquer em concorrência perfeita. A fórmula para cálculo do Valor Venal é expressa através da seguinte equação:

$VV = VVt + VVc$, onde:

VV = Valor Venal do Imóvel.

VVt = Valor Venal do Terreno.

VVc = Valor Venal da Construção.

A fórmula de cálculo do Valor Venal do terreno é discriminada a seguir:

$VVt = At \times Vo \times F1 \times F2 \times F3 \times F4 \times F5 \times F6 \times F7 \times F8$, onde:

VVt = Valor Venal do Terreno; At = Área do terreno expressa em m²;

Vo = Valor do m² do terreno por logradouro;

F1 = Fator de Depreciação do logradouro;

F2 = Fator de Testada;

F3 = Fator de Limitação;

F4 = Fator de Pedologia;

F5 = Fator de Topografia;

F6 = Fator de Dimensão;

F7 = Fator de Situação;

F8 = Fator de Equivalência ou Proporcionalidade

Em relação a base cartográfica do município, Antunes (2005) destaca que a criação desse modelo matemático tem início com a avaliação da base cartográfica do município, com levantamentos abrangendo a estrutura legal de formação das áreas urbana e rural, dos distritos, dos bairros e das ruas com suas respectivas representações gráficas expressas em mapas, plantas baixas, etc. Em certas cidades, além desse tipo de divisão geográfica institucional encontramos separações por setores urbanos, por quadras, por lotes e sub lotes em função da aplicação de método conhecido como geoprocessamento, tendo como base, técnicas de aerofotogrametria.

Segundo Antunes (2005) a importância da estrutura legal da base cartográfica é tanta que sua conformação irá definir o conteúdo e a forma dos dados e informações sobre todas as propriedades urbanas da cidade, informações componentes dos chamados cadastros Imobiliário e Mobiliário do Município.

Quando a estrutura legal segue os cânones tradicionais dizemos que o cadastro é orientado “por logradouro” e em caso contrário por “planta quadra”. Os mapas e plantas que definem o universo geográfico-institucional do município, têm que estar perfeitamente adequados com as suas leis de criação, modernização e expansão sob pena de perderem sua legalidade (ABUNAHMAN, 2005, p.14)

Tendo a cartografia do município como base, é iniciado o processo de levantamento e obtenção de todas as facilidades urbanas existentes no município, utilizadas ou potencialmente colocadas à disposição dos contribuintes em cada logradouro.

O levantamento das facilidades urbanas deve ser tratado como uma parcela de um processo censitário de enorme importância realizado com a interação e participação não só das principais Secretarias da Prefeitura Municipal, mas também e, principalmente, de outras instituições das esferas Estadual e Federal, buscando através da obtenção de dados geográficos, demográficos, econômico-financeiros, sociais e políticos o planejamento e a definição das principais estratégias de desenvolvimento de uma cidade ou até de cidades de uma mesma região (ABUNAHMAN, 2005)

Esse imenso esforço de conhecimento, envolvendo, às vezes, centenas de técnicos é base fundamental na elaboração do Plano Diretor.

No caso do método de cálculo da planta de valores, analisaremos somente a fase de levantamento das facilidades urbanas, que consiste nas atividades de pesquisadores ao percorrerem todos os logradouros do município com o intuito de fixar as facilidades existentes em cada um deles ou em áreas de influência que os englobem.

Ao mesmo tempo em que são pesquisadas as facilidades urbanas, outro grupo desenvolve pesquisa de preços dos imóveis, em trabalhos de campo com levantamentos por amostragem, entrevistas com corretores de imóveis, levantamentos em cartórios de registros de imóveis, pesquisas de custos de construção por “imóveis tipo” e esforços similares via Internet (NADOLNY, 2016).

Destaca-se que as facilidades urbanas irão explicar, em parte, a formação dos valores das propriedades imobiliárias da cidade, apreciando-as ou depreciando-as de acordo com a correlação existente entre as maiores ou menores quantidades de serviços disponíveis em dado logradouro.

Desse modo, o valor do m² de uma propriedade qualquer, será parcialmente definido pelas facilidades urbanas existentes ou próximas a rua onde se localiza este imóvel. Modelos estatísticos aplicados às séries de valores encontrados fornecerão um coeficiente de correlação entre valores e facilidades chamado de fator de depreciação do logradouro ou fator de facilidade urbana (NADOLNY, 2016).

Uma das maiores dificuldades para atualizar a Planta Genérica de Valores, não é de caráter técnico, burocrático ou financeiro, mas sim político, em decorrência da dificuldade de negociação das prefeituras com as Câmaras Municipais para aprovação da referida Planta de Valores na forma da Lei (NADOLNY, 2016).

A NBR 14653-2 define planta de valores como a representação gráfica ou listagem dos valores genéricos de metro quadrado de terreno ou do imóvel numa mesma data, além de recomendar que a partir dos dados cadastrais, sejam realizadas vistorias por amostragem, com o objetivo de aferir os critérios e percepções considerados no cadastro. (ABNT, 2020).

Desta forma, para obter dados que reflitam a realidade, há a necessidade da aplicação de metodologias científicas, como a aplicação de procedimentos estatísticos, que proporcionem maior objetividade. No Brasil, a Associação Brasileira de Normas Técnicas (ABNT, 2020) estabeleceu regras específicas para a avaliação de imóveis urbanos, que é uma das etapas da geração da Planta Genérica de Valores. O método indicado para a elaboração de uma PGV é o método comparativo de dados de mercado (DALAQUA et al., 2010).

De acordo com Dalaqua et al. (2010), para o sucesso da aplicação deste método é necessário seguir alguns requisitos, que são: a existência de transações de imóveis que representem toda a variabilidade de valores da região a se gerar uma planta; dados referenciados à mesma época; e que sejam bem distribuídos espacialmente sobre a área de trabalho e em quantidade suficiente para possibilitar a análise dos valores.

É na planta genérica de valores que está definida a valoração dos imóveis de cada logradouro do município. Um problema recorrente na grande parte das cidades brasileiras é que os valores das plantas estão abaixo do valor de mercado, influenciando diretamente nas receitas municipais, especialmente o Imposto sobre Propriedade Predial e Territorial Urbana – IPTU (SANTOS e NASCIMENTO, 2014).

Segundo Dalaqua et al. (2010), uma planta de valores bem elaborada consegue dar suporte ao órgão municipal em diversas atividades, especialmente a arrecadação via tributos imobiliários que engloba os impostos relacionados à transmissão de bens imóveis - ITBI e o Imposto Predial e Territorial Urbano – IPTU.

Destaca-se que os procedimentos para apuração dos valores unitários têm sido pouco respaldados tecnicamente. Normalmente são definidos por uma comissão de avaliação nomeada pelo poder público, que atribuem valores às diversas regiões da cidade, baseando-se no conhecimento que possuem do mercado de imóveis, sem uma validação estatística. Pode-se dizer que o resultado final é fruto de um processo interativo de opiniões, correndo-se o risco de prevalecer o interesse particular em determinadas regiões da cidade, pois tal comissão é constituída, em sua grande maioria, por agentes do mercado imobiliário (SANTOS e NASCIMENTO, 2014).

Diversos critérios são utilizados quando é necessário realizar uma classificação de imóveis para avaliação em massa. Algumas vezes os imóveis são classificados por bairros, ou por distâncias a um pólo de valorização, ou por regiões homogêneas. Em outras vezes, os imóveis são classificados em função do tamanho, ou de número de dormitórios, ou qualquer outra característica do imóvel. De qualquer forma, seja um ou outro o critério usado, geralmente este não contempla mais do que um aspecto ou característica dos imóveis considerados (SANTOS e NASCIMENTO, 2014). O desenvolvimento de uma planta de valores deve ser fundamentado em metodologias que garantam o emprego de técnicas adequadas de avaliação,

previstas pela Norma Brasileira para Avaliação de Imóveis Urbanos (NBR-14653-2/04)

Sabe-se, portanto, que muitas cidades brasileiras mantêm um cadastro imobiliário técnico apenas para fins tributários e, na maioria das cidades de pequeno e médio porte, ainda subsiste o cadastro técnico analógico, expresso através de antigas tabelas e plantas manuais, onde são marcadas, de forma imprecisa e aleatória, as informações das alterações ocorridas ao longo do tempo sobre os imóveis. Não existe por parte da municipalidade a cultura de sistematização da informação com vistas à gestão territorial (OSÓRIO et al., 2012).

2.4. Aprendizado de máquinas

O aprendizado de máquinas (AM) é uma área da inteligência artificial (IA) que tem por objetivo desenvolver técnicas computacionais capazes de resolver problemas automaticamente a partir de dados (BRINK e RICHARDS, 2016). Segundo Lorena e Carvalho (2007) AM é um conjunto de técnicas baseadas no princípio da indução e pode ser dividido em supervisionado ou não supervisionado.

Segundo Brink e Richards (2016) “os algoritmos do aprendizado supervisionado são os mais comuns na área de Aprendizado de Máquinas”. De acordo com Monard e Baranauskas (2003) o aprendizado supervisionado é aquele que apresenta ao algoritmo um conjunto de exemplos, em que é associado um rótulo a cada exemplo, ou seja, é apresentado ao conjunto de dados a resposta correta. O objetivo é partir de um conjunto de variáveis independentes para prever uma variável dependente, isto é, o conjunto de dados utilizados para o treinamento contém a variável resposta esperada.

Segundo Mitchell (1997) os exemplos podem apresentar uma ou mais características, e estas podem ser qualitativas ou quantitativas. Em relação aos rótulos, estes podem assumir valores contínuos ou discretos. Ao assumir valores contínuos o problema é resolvido com uma regressão, caso contrário, o problema é resolvido com uma classificação.

Já no aprendizado de máquinas não supervisionado não existem exemplos rotulados.

O objetivo do algoritmo é aprender a identificar tendências ou padrões que auxiliem na compreensão dos dados fornecidos (LORENA e CARVALHO, 2007). Nesse caso, são formados agrupamentos/clusters que serão analisados e assim determinado o que significa cada agrupamento (MONARD e BARANAUSKAS, 2003).

Na Figura 1 temos um esquema do aprendizado de máquinas.

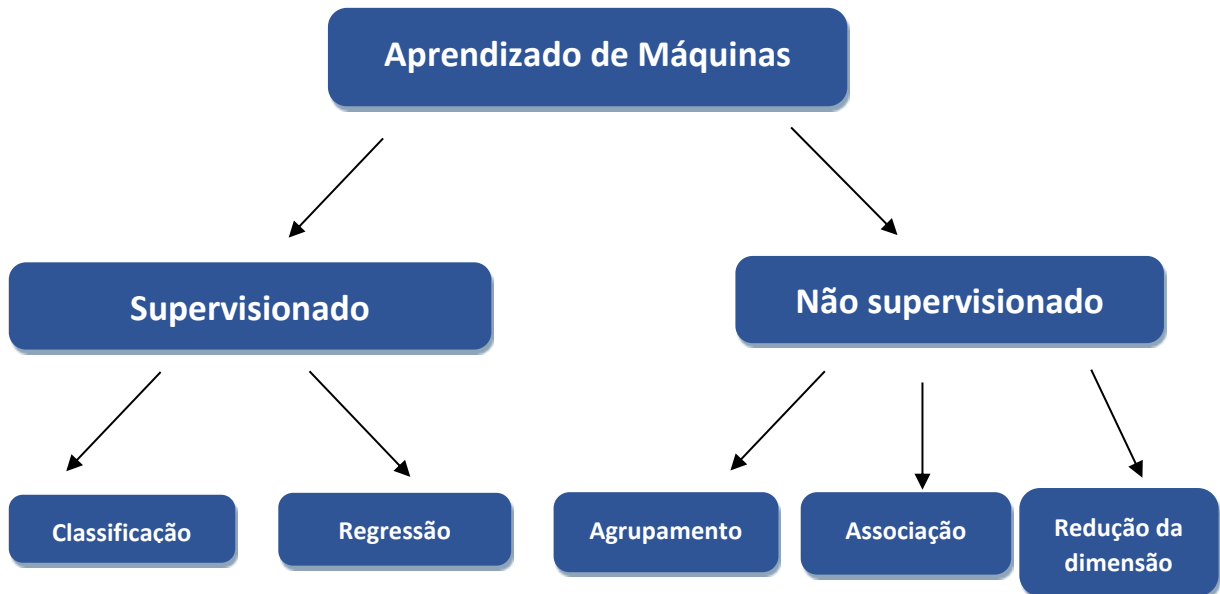


Figura 1 - Representação da divisão do aprendizado de máquinas
Fonte: Elaborado pelo autor

Os algoritmos mais comuns de aprendizado de máquina para predições, apresentados na literatura, são: *Random Forest*; *Support Vector Machine* e *Extra-Tree* (HASTIE; TIBSHIRANI; FRIEDMAN, 2009; JAMES et al., 2013; CARVALHO, 2014). Entre os algoritmos de aprendizagem supervisionada destaca-se o *Random Forest*.

Com o desenvolvimento tecnológico nas últimas décadas, o crescimento da complexidade dos problemas que devem ser tratados computacionalmente e do volume de dados gerados, tornou-se clara a necessidade de ferramentas computacionais mais rebuscadas, que fossem mais independentes, reduzindo, então, a necessidade de intervenção humana (Faceli et al., 2011). Contudo, essas ferramentas devem ser capazes de criar, a partir da experiência passada (conjunto de treino), uma hipótese, capaz de resolver o problema que se deseja tratar.

A esse processo de busca de uma hipótese a partir de informações passadas dá-se o nome Aprendizado de Máquina (AM) (Faceli et al., 2011).

Nesse sentido no AM, computadores são programados para aprender através do treino. Para isso, devem obter deduções genéricas a partir de um conjunto de exemplos (Faceli et al., 2011). Portanto, os algoritmos de AM aprendem a induzir uma função ou hipótese capaz de resolver um problema a partir de dados que representam instâncias do problema a ser resolvido. Esses dados formam um conjunto, denominado dataset ou conjunto de dados em tradução livre.

De acordo com Bryan (2012) o campo da inteligência artificial (IA) teve início em 1956, mas foi apenas na última década que houve um desenvolvimento significativo para que a tecnologia fosse amplamente utilizada e experimentada por muitos círculos de tecnologia externa. Hoje, a inteligência artificial é uma das tecnologias humanas de emergência mais rápida e descreve máquinas que podem executar tarefas que antes exigiam inteligência.

A inteligência artificial usada no setor de engenharia usa componentes de software e hardware. À medida que as máquinas se tornam mais fáceis de serem feitas, elas podem ser capazes de fabricar produtos e até mesmo criar e melhorar projetos ao longo do tempo – com pouca ou nenhuma intervenção humana – através do aprendizado de máquina (BRAYAN, 2012). De maneira simplificada, o aprendizado de máquina leva um passo adiante. É uma das mais recentes tecnologias de inteligência artificial em que as máquinas podem aprender dados, analisando-os, trabalhando e aprendendo com os resultados dessa ação.

Para Albert (2016), muitas tarefas pelas quais os engenheiros são responsáveis, como projeto e simulação, podem ser aprimoradas com o suporte de ferramentas de inteligência artificial. Considere como o CAD (Computer Aided Design) já foi apenas uma ferramenta complementar à engenharia e hoje é uma parte fundamental do fluxo de trabalho diário. Essas ferramentas podem melhorar os recursos de ajuda do design e possibilitarão explorar a economia de peso que antes não eram possíveis.

Russell and Norvig (2009) classificam os algoritmos de aprendizagem de máquina em três tipos: i) supervisionado, quando os dados são rotulados, ou seja, a máquina tem acesso a saída correta de cada entrada, ii) não supervisionado, quando os dados de análise não são rotulados, ou seja, a máquina não conhece a saída correta das entradas, e iii) aprendizado por reforço, quando a aprendizagem é feita por sistemas de recompensas, onde a máquina é capaz de verificar o impacto de suas decisões e minimizar suas perdas (aprendizado não indutivo).

Em termos simples, o aprendizado de máquina é a faceta da ciência da computação em que os profissionais dão aos computadores a capacidade de aprender uma tarefa sem serem especificamente programados para isso. Isso é feito ensinando os computadores a encontrar padrões nos dados por conta própria.

De posse dos dados, um algoritmo de aprendizado de máquina pode reconhecer padrões e aprender com os dados para fazer previsões sobre novos dados, tudo por meio do uso de estatísticas inteligentes (BRAYAN, 2012).

Em suma, é necessário a uma base dados e um padrão nos dados. Como em grande parte da engenharia, no entanto, obviamente há mais no aprendizado de máquina do que essa simples explicação quando se trata de execução e entrega. Dentro do campo, existem três tipos de algoritmos de aprendizado de máquina: aprendizado supervisionado, aprendizado não supervisionado e aprendizado por reforço. De acordo com a empresa de software e serviços de análise de negócios SAS, os métodos de aprendizado supervisionados e não supervisionados são atualmente os mais populares (ALBERT, 2016).

Segundo Albert (2016) eles diferem da seguinte forma:

- **Aprendizado supervisionado:** neste método, os algoritmos são treinados inserindo uma entrada e um resultado desejado para criar exemplos rotulados. A máquina é capaz de encontrar erros comparando o resultado real com o resultado que ela sabe que deve estar correto com base nas informações originalmente inseridas. Um exemplo, segundo o SAS, seria um algoritmo para identificar fraudes de cartão de crédito. A máquina pode detectar cobranças incomuns comparando-as com as transações esperadas.
- **Aprendizado não supervisionado:** Ao contrário do aprendizado supervisionado, o aprendizado não supervisionado não possui respostas “certas” – ou rótulos históricos – para comparar as informações. Em vez disso, o algoritmo deve analisar as informações fornecidas e tirar suas próprias conclusões.
- **Aprendizado por reforço:** Embora não seja tão popular quanto os dois métodos anteriores, o aprendizado por reforço é uma parte importante do campo. Ao contrário do aprendizado supervisionado e não supervisionado, esse algoritmo aprende por tentativa e erro, aprendendo a escolher a opção que resultará na maior recompensa. Segundo a SAS, esse método é comum em robótica, navegação e até jogos.

O aprendizado de máquina está crescendo em popularidade e importância em grande parte porque empresas e agências governamentais têm grandes quantidades de dados que precisam ser classificados, analisados e aproveitados para garantir o máximo de resultados – e atualmente passaram a ser alicerces para a Engenharia Civil.

Albert (2016) aborda que os dados usados nesses algoritmos podem incluir tudo, desde planilhas de clientes, informações de compradores anteriores, taxas de assassinato, informações de empréstimo, informações de censo, informações de pesquisa, taxas de diabetes, taxas de visitas a sites e muito mais. O aprendizado de máquina pode não apenas revelar tendências sobre essas informações, mas também fornecer insights para prever coisas sobre o comportamento futuro, como quem provavelmente pagará seus empréstimos ou qual base de clientes uma campanha de marketing específica deve atingir.

Embora o aprendizado de máquina esteja relacionado ao campo mais amplo da inteligência artificial, esses termos não são sinônimos. A IA é um ramo da ciência da computação que se concentra principalmente na criação de máquinas capazes de pensamento inteligente. No entanto, isso é difícil de realizar sem as contribuições do aprendizado de máquina (BROWNLEE, 2016).

Brownlee (2016) aborda que ainda que essas sejam aplicações muito úteis de aprendizado de máquina para a pessoa comum, o campo é muito mais do que compras e entretenimento. Esses algoritmos são usados em segurança pública, agricultura, dispositivos médicos vestíveis e até carros autônomos.

A visão computacional também é uma aplicação importante neste campo. Essa área de estudo trabalha para permitir que os computadores atuem como o sistema de visão humana, que em termos simples é coletar informações de imagens e traduzi-las para o entendimento. Por exemplo, usando visão computacional, um drone sobrevoando um campo pode identificar partes da plantação que parecem doentes e alertar o agricultor sobre o problema.

No crescente campo de aprendizado de máquina, segundo Brownlee (2018) os engenheiros desempenham um papel importante. Profissionais com formação em engenharia elétrica ou engenharia de software geralmente estão equipados com o conhecimento e o conjunto de habilidades necessários para contribuir com esse novo campo de maneira significativa.

Brownlee (2016) destaca ser possível desenvolver as seguintes qualificações e habilidades:

- Probabilidade e estatística.
- Matemática aplicada e algoritmos.
- Linguagens de codificação.
- Técnicas avançadas de processamento de sinais.

Este papel não deve ser confundido com o de um analista de dados. Embora as posições sejam semelhantes, o objetivo de um analista de dados normalmente é coletar e avaliar informações – um processo concluído por humanos – para criar resultados utilizáveis. No entanto, no campo do aprendizado de máquina, as responsabilidades dos cargos podem se sobrepor (ALBERT, 2016).

Faceli et al. (2011) afirmam que as tarefas indutivas de AM (baseadas na indução de uma função) podem ser classificadas como preditivas ou descritivas. Em tarefas de predição, o objetivo é encontrar uma função (também chamada de hipótese ou modelo) a partir de uma parcela do dataset original (conjunto de treino) que possa ser utilizada para prever valores do atributo alvo para novos exemplos, com base nos demais atributos. Para isso, os atributos de entrada e saída devem ser rotulados.

Logo, os algoritmos utilizados nesse tipo de tarefa seguem o paradigma de aprendizado supervisionado. Em tarefas de descrição, por sua vez, o objetivo é explorar ou descrever um conjunto de dados. Por isso, os algoritmos de AM usados nessas tarefas não utilizam o atributo de saída. Consequentemente, seguem o paradigma de aprendizado não supervisionado (Faceli et al., 2011). Um claro exemplo de tarefa descritiva pode ser o agrupamento de dados, cuja meta é encontrar grupos com características comuns dentro de um dataset. Faceli et al. (2011) listam inúmeras aplicações de técnicas de AM que já são utilizadas com êxito na solução de problemas, sendo algumas delas:

- Reconhecimento de palavras faladas;
- Predição de taxas de cura de pacientes com diferentes doenças;
- Detecção de Fraudes em cartões de créditos;
- Veículos Autônomos;
- Detecção de potenciais ameaças ao computador;
- Detecção de tendências de valorização de ações no mercado financeiro.

Nesse contexto, é importante observar que o uso do aprendizado de máquina (AM) tem se expandido em diversas áreas da engenharia civil, sendo uma ferramenta eficaz para solucionar desafios complicados nesse campo. A tecnologia de AM tem uma variedade

abrangente de usos na nossa sociedade atual, incluindo previsão, classificação e resolução de problemas matemáticos complexos (Faceli et al., 2011). Com o crescimento rápido da quantidade de dados disponíveis e o avanço das capacidades de computação, juntamente com métodos de programação mais simples, as ferramentas de aprendizado de máquina foram destacadas.

2.4.1. Random forest

Na área de aprendizado de máquinas espera-se que a combinação dos resultados de vários classificadores apresente melhor desempenho e maior convicção na tomada de decisão do que apenas um classificador. Ainda, segundo Sirikulviriyaya and Sinthupinyo (2011), dada uma mesma quantidade de informação para treinamento, é amplamente aceito que o desempenho e a confiabilidade de muitos classificadores são geralmente melhor do que um único classificador. Dessa forma, manifestam-se um abundante interesse na pesquisa e exploração de métodos ensemble, os quais caracterizam-se pela geração de muitos classificadores e combinação de seus resultados (Dietterich, 2000). Dentre alguns exemplos clássicos de métodos ensemble pode-se citar: boosting, bagging e recentemente random forest.

Segundo Grus (2018) trata-se de um algoritmo de aprendizado de máquina supervisionado que é construído a partir de algoritmos de árvore de decisão. Esse algoritmo é aplicado em vários setores, como bancos e comércio eletrônico, para prever o comportamento e os resultados.

Na perspectiva de Brownlee (2016) Random Forest (RF) é uma técnica de aprendizado de máquina usada para resolver problemas de regressão e classificação. Ele utiliza ensemble learning, que é uma técnica que combina muitos classificadores para fornecer soluções para problemas complexos. Isso determina o resultado usando as previsões das árvores de decisão. A previsão é feita ao calcular a média ou a mediana das saídas de diversas árvores. Aumentar a quantidade de árvores melhora a precisão do resultado. Araújo (2018) aponta as principais Características de um algoritmo do Random Forest (RF)

- Fornece uma maneira eficaz de lidar com dados ausentes.
- Produz uma previsão razoável sem ajuste de hiperparâmetro.
- Resolve o problema de overfitting em árvores de decisão.
- Em cada Random Forest, um subconjunto de feições é selecionado aleatoriamente no ponto de divisão do nó.

Random Forest (RF) é um algoritmo de aprendizado de máquina que foi desenvolvido por Breiman (2001). O destaque desse algoritmo está na utilização para predição de variáveis em diversos estudos, devido sua capacidade de seleção e classificação de preditores por importância (SUCHETANA, RAJAGOPALAN e SILVERSTEIN, 2017). Os métodos de aprendizado por conjunto são compostos por um conjunto de classificadores – por exemplo, RF, e suas previsões são agregadas para identificar o resultado mais popular. Os métodos de conjunto mais conhecidos são o ensacamento, também conhecido como agregação de bootstrap, e o boosting.

Segundo Araújo (2018) em 1996, Leo Breiman introduziu o método de ensacamento; nesse método, uma amostra aleatória de dados em um conjunto de treinamento é selecionada com substituição, o que significa que os pontos de dados individuais podem ser escolhidos mais de uma vez. Depois que várias amostras de dados são geradas, esses modelos são treinados independentemente e, dependendo do tipo de tarefa, ou seja, regressão ou

classificação, a média ou a maioria dessas previsões produz uma estimativa mais precisa. Essa abordagem é comumente usada para reduzir a variação em um conjunto de dados que não podem ser interpretados por máquinas.

Borga (2016) elucida que se trata de uma extensão do método de ensacamento, pois utiliza empacotamento e aleatoriedade de recursos para criar uma RF não correlacionada de árvores de decisão. A aleatoriedade de recursos, também chamada de feature bagging ou "método de subespaço aleatório", é um conceito que envolve um conjunto de árvores de decisão. Cada árvore no conjunto é formada por uma amostra de dados retirada do conjunto de treinamento, com substituição, em um processo conhecido como bootstrap. Dessa amostra de treinamento, cerca de um terço é separado como dados de teste, que são conhecidos como amostra fora da bolsa (oob).

Segundo Baker et al. (2014) o RF consiste em agrupar várias árvores de decisão obtidas a partir de um conjunto de dados de treinamento selecionados aleatoriamente utilizando a metodologia de divisão binária nas variáveis preditoras para classificar ou prever valores de uma variável resposta (Figura 2).

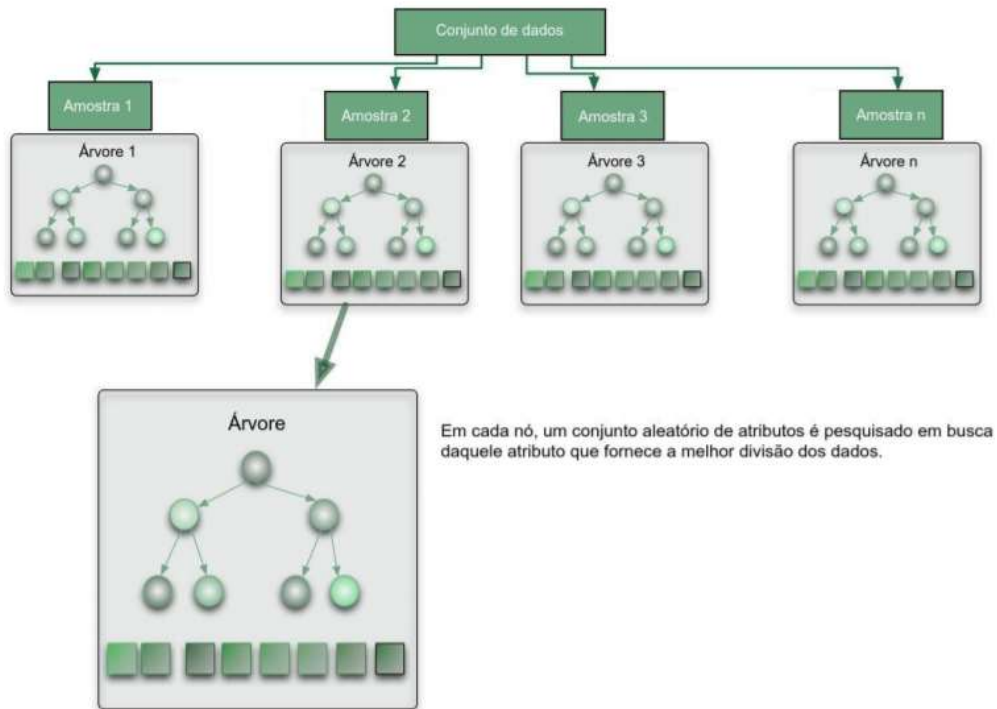


Figura 2: Representação esquemática do funcionamento do Random Forest

Fonte: <http://citizennet.com/blog/2012/11/10/random-forests-ensembles-and-performance-metrics> (apud Vieira, 2014).

O processo de construção de uma árvore de regressão se dá, a partir de um conjunto de regras, em dividir recursivamente o espaço das covariáveis (conjunto de valores possíveis para (X_1, X_2, \dots, X_p)) em J regiões distintas e não sobrepostas R_1, R_2, \dots, R_J (JAMES et al., 2013).

As regiões R_1, R_2, \dots, R_J são construídas de modo a minimizar a soma dos quadrados dos erros de previsão (SQRTree), dada por

$$SQRTree = \sum_{i:x_1 \in R_1} (y_i - \hat{y}_{R_1})^2 + \sum_{i:x_1 \in R_2} (y_i - \hat{y}_{R_2})^2 + \dots + \sum_{i:x_1 \in R_J} (y_i - \hat{y}_{R_J})^2 \quad (1)$$

em que \hat{y}_{R_j} é a resposta média para as observações de treinamento dentro da região R_j , $j=1, 2, \dots, J$. Como também, os y_i 's representam o número de árvores.

Porém, de acordo com James et al. (2013), é computacionalmente inviável considerar todas as J partições possíveis do espaço de covariáveis de modo a minimizar a soma dos quadrados dos erros. Portanto, é adotada uma abordagem denominada divisão binária recursiva do espaço de covariáveis. Isso significa que é identificada a covariável X_j em cada nó, dentre todos as covariáveis X_1, X_2, \dots, X_p , e o ponto de corte t_s , dentre todos os possíveis valores das covariáveis, que divide o espaço de covariáveis em dois semi-planos $R_1(j, s) = \{X; X_j < t_s\}$ e $R_2(j, s) = \{X; X_j \geq t_s\}$ que minimize a soma do quadrado dos erros de predição naquele nó, isto é

$$\min_{j,s} \left[\sum_{i:x_1 \in R_1(j,s)} (y_i - \hat{y}_{R_1})^2 + \sum_{i:x_1 \in R_2(j,s)} (y_i - \hat{y}_{R_2})^2 \right] \quad (2)$$

em que \hat{y}_{R_1} é a resposta média para as observações de treinamento em $R_1(j, s)$ e \hat{y}_{R_2} é a resposta média para as observações de treinamento em $R_2(j, s)$.

Segundo Viana (2019), o RF é uma técnica de aprendizagem de máquina forte, que apresenta bom desempenho preditivo quando aplicado às observações não pertencentes aos conjuntos de treinamento, o que reduz o erro de generalização. Ela estima k árvores de regressão, sem poda, por meio de k novos conjuntos de treinamentos distintos, com o mesmo tamanho da amostra original, através de um sorteio aleatório com reposição (reamostragem bootstrap). De acordo com Breiman (1996) essa técnica é denominada de método bagging.

De acordo com Breiman (2001), depois que k dessas árvores $\{T(\mathbf{x})\}_1^K$ são cultivadas, o preditor de regressão RF, é dado por:

$$\hat{f}_{rf}^k(x) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K T(x) \quad (3)$$

em que, $\hat{f}_{rf}^k(x)$ é a média das previsões de cada árvore de regressão.

2.4.2. Support vector machine (svm)

Desenvolvida por Vapnik (1995), Support Vector Machine ou em português Máquina de Vetor Suporte, é uma técnica com base na Teoria de Aprendizado Estatístico que tem por objetivo resolver problemas de classificação de padrões e regressão (LORENA e CARVALHO, 2007). Essa técnica tem sido utilizada na categorização de textos (JOACHIMS, 2002) na análise de imagens (KIM et al. 2002), reconhecimento de objetos em 3 dimensões (PONTIL e VERRI, 1998), dentre outros.

Como exemplo de utilização da SVM podemos citar a diagnosticção de câncer de mama em um indivíduo. De forma bem sucinta, uma amostra celular de um paciente é classificada ou como benigno ou como maligno (MENEZES, 2007).

Algumas das características que tornam atrativa o uso da SVMs são boa capacidade de generalização e a robustez em grandes dimensões (SMOLA et al. 1999).

Segundo Cosenza (2015) o procedimento para classificação baseia-se na separação ótima de um grupo de dados, independente de sua dimensão, com o objetivo de determinar um limite de decisão, conhecido como hiperplano, que separem os pontos de duas classes (LÁZARO, 2016). Esse hiperplano é orientado de forma que seja o mais próximo possível dos pontos na vizinhança de cada uma das classes. Esses pontos que têm a menor distância do hiperplano são denominados vetores de suporte (LÁZARO, 2016).

De acordo com a Figura 3, temos a representação de duas classes linearmente separáveis e o hiperplano (linha) que as separa. A SVM determina o hiperplano que separa os pontos das duas classes de modo que o maior número de pontos da mesma fique do mesmo lado. O objetivo é que o hiperplano maximize a distância entre os pontos das classes. (Chaves, 2006).

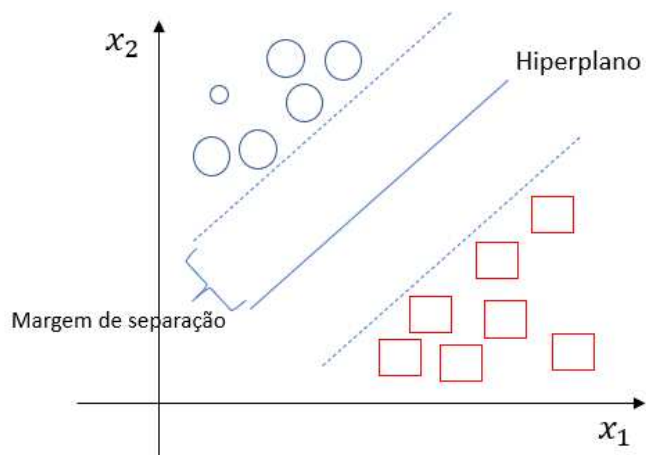


Figura 3 – Funcionamento de uma SVM para classes linearmente separáveis
 Fonte: Elaborado pelo autor

Porém, podem existir casos em que as classes não são linearmente separáveis. Sendo assim, o objetivo da SVM é descobrir um hiperplano que vá minimizar a probabilidade de erro de classificação junto com o conjunto de treinamento. Na Figura 4 tem-se três diferentes situações:

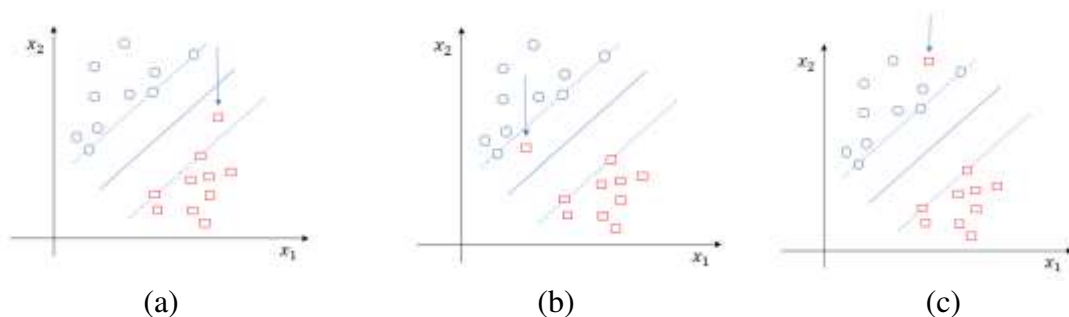


Figura 4 – a) o ponto se encontra no lado certo da região de separação; b) o ponto se encontra do lado errado na região de separação e c) o ponto está fora da região de separação e do lado incorreto.
 Fonte: Elaborado pelo autor

A finalidade da classificação é construir um modelo com capacidade de classificar novos objetos (com classe desconhecida) automaticamente de acordo com suas características, a partir de um banco de dados que contenha objetos com classe conhecida (préclassificados) (LÁZARO, 2016).

2.5. Geoestatística

O surgimento da Geoestatística dá-se no início na década de 1950, quando o engenheiro de minas sul-africano Daniel Krige, ao estudar o teor de ouro em jazidas, concluiu que as variâncias dos dados de concentração de ouro obtidas pela estatística clássica só faziam sentido se fosse considerada a distância entre os pontos amostrados (VIEIRA et al., 2000). A partir do trabalho de Krige, George Matheron, após apresentação de alguns trabalhos, formalizou, na década de 1960, a Teoria das Variáveis Regionalizadas (YAMAMOTO e LANDIM, 2013). Ele a definiu como sendo uma função espacial numérica, que varia de um local para outro, com continuidade aparente, cujos valores são relacionados com a posição espacial que ocupam e sua variação não pode ser representada por uma simples função matemática (MELLO et al., 2005).

A Geoestatística se diferencia da estatística clássica devido a existência de dependência espacial entre as amostras, ou seja, pela Teoria das Variáveis Regionalizadas há a pressuposição de que existe correlação entre os valores observados e a distância de onde os mesmos foram obtidos (MELLO et al., 2005). Esse conceito é utilizado na Geoestatística para prever valores não amostrados. Para isso, duas ferramentas importantes são utilizadas: o semivariograma e a interpolação por krigagem (LANDIM, 1998).

O semivariograma é utilizado para estudar a similaridade entre amostras vizinhas, de forma que, observações mais próximas, são mais semelhantes entre si do que aquelas que estão separadas por distâncias maiores (SANTOS et al., 2011).

De acordo com Vieira (2000), o estimador clássico do semivariograma é dado por:

$$\hat{\gamma}(h) = \frac{1}{2N(h)} \Sigma [Z(x_i) - Z(x_i + h)]^2 \quad (4)$$

em que:

$\hat{\gamma}(h)$ é o valor estimado da semivariância para uma distância h ;

$Z(x_i)$ é o valor observado da variável no ponto (x_i) ;

$Z(x_i + h)$ é o valor observado no ponto $(x_i) + (h)$;

h é a distância entre os pares de casos amostrados;

$N(h)$ é o número de pares de pontos separados entre si por uma distância h .

O semivariograma é o gráfico que representa os valores das semivariâncias. Esta é uma função que só depende das distâncias entre os pontos amostrados e expressa a variabilidade espacial entre os mesmos (ISAAKS e SRIVASTAVA, 1989). Existem 3 (três) tipos de semivariogramas: o experimental, o verdadeiro e o teórico. Porém apenas o variograma experimental é conhecido na prática. Já o semivariograma teórico é uma referência para estimar o variograma verdadeiro. Na Figura 5 temos a representação dos três tipos de semivariograma (GUERRA, 1988).

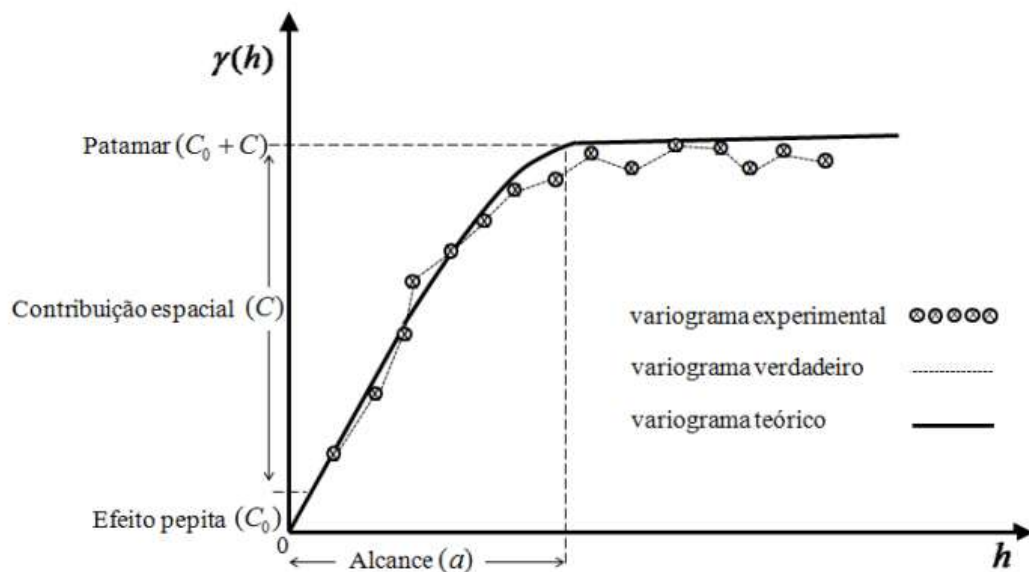


Figura 5 - Parâmetros do semivariograma
 Fonte: Santos (2013, *apud* Guerra, 1988).

Conforme a Figura 5, com o ajuste do modelo teórico ao semivariograma experimental estima-se alguns parâmetros, definidos por Isaaks e Srivastava (1989) por:

- Efeito pepita (C_0) : é o valor da semivariância para a distância zero;
- Patamar $(C = C_0 + C)$: é o valor da variância em que o semivariograma se estabiliza;
- Contribuição (C) : é a diferença entre o patamar e o efeito pepita e, se refere, ao valor total da contribuição da variabilidade da dependência espacial;
- Alcance (a) : é a distância dentro da qual os valores amostrais apresentam-se correlacionadas espacialmente.

Para uma dada posição fixa x_i , dentro de uma área D , cada valor medido da variável em estudo pode ser considerado como uma realização de um conjunto de variável aleatória $Z(x_i)$. Portanto,

considere que a função aleatória $Z(x_i)$ apresenta $E(Z(x_i)) = m(x_i)$, $E(Z(x_i + h)) = m(x_i + h)$, $Var(Z(x_i))$ e $Var(Z(x_i + h))$ para os locais x_i e $x_i + h$, separados por h . Então, a covariância $C(x_i, x_i + h) = E[Z(x_i)Z(x_i + h)] - m(x_i)m(x_i + h)$, o variograma $2\gamma(x_i, x_i + h) = E[Z(x_i) - Z(x_i + h)]^2$, a variância de $Z(x_i)$ é igual a $Var(Z(x_i)) = E[Z(x_i)Z(x_i + 0)] - m(x_i)m(x_i + 0) = E[Z^2(x_i)] - m^2(x_i) = C(x_i, x_i)$ e a variância de $Z(x_i + h)$ é dada por $Var(Z(x_i + h)) = E[Z^2(x_i + h)] - m^2(x_i + h) = C(x_i + h, x_i + h)$.

Sob a hipótese de estacionaridade de segunda ordem, temos $E(Z(x_i)) = m$ para qualquer x_i dentro da área D , então:

$$C(h) = E[Z(x_i)Z(x_i + h)] - m^2 \quad (5)$$

$$Var(Z(x_i)) = E[Z^2(x_i)] - m^2 = C(0) \quad (6)$$

desenvolvendo o variograma temos:

$$2\gamma(x_i, x_i + h) = 2\gamma(h) = E(Z^2(x_i) - 2Z(x_i)Z(x_i + h) + Z^2(x_i + h))$$

somando e subtraindo $2m^2$

$$2\gamma(h) = E(Z^2(x_i) - m^2 - 2Z(x_i)Z(x_i + h) + 2m^2 + Z^2(x_i + h) - m^2)$$

$$2\gamma(h) = E[Z^2(x_i)] - m^2 - 2(E[Z(x_i)Z(x_i + h)] - m^2) + E[Z^2(x_i + h)] - m^2 \quad (7)$$

substituindo (2) e (3) na equação (4), temos:

$$2\gamma(h) = C(0) - 2C(h) + C(0) \quad (8)$$

A partir da simplificação da equação (8), obtêm-se o semivariograma que pode ser escrito em função da matriz de covariância das distâncias, dado por $\gamma(h) = C(0) - C(h)$ e isolando $C(h)$, temos:

$$C(h) = C(0) - \gamma(h) \quad (9)$$

Portanto, se a hipótese de estacionaridade de segunda ordem for satisfeita, o semivariograma $\gamma(h)$ e a covariância $C(h)$ são ferramentas equivalentes para caracterizar a dependência espacial.

Diferentes modelos teóricos podem ser ajustados a um semivariograma experimental. Todavia, os modelos mais utilizados são: esférico, exponencial e gaussiano, apresentados nas equações (10), (11) e (12), respectivamente.

$$\gamma(\mathbf{h}) = \begin{cases} 0, & , h = 0 \\ C_0 + C_1 \left[1,5 \left(\frac{h}{a} \right) - 0,5 \left(\frac{h}{a} \right)^3 \right], & 0 < h < a \\ C_0 + C_1 & , h \geq a \end{cases} \quad (10)$$

$$\gamma(\mathbf{h}) = \begin{cases} 0 & , h = 0 \\ C_0 + C_1 \left[1 - \exp\left(-\frac{3h}{a}\right) \right] & , h \neq 0 \end{cases} \quad (11)$$

$$\gamma(\mathbf{h}) = \begin{cases} 0 & , h = 0 \\ C_0 + C_1 \left[1 - \exp\left(-\frac{3h^2}{a^2}\right) \right] & , h \neq 0 \end{cases} \quad (12)$$

Como mencionado anteriormente, a interpolação na Geoestatística é feita por krigagem. Esse método permite prever valores em pontos não amostrados por meio de pontos amostrados, levando em consideração a dependência espacial entre as amostras (ISAACS e SRIVASTAVA, 1989).

De acordo com Andriotti (2013) a krigagem considera: o número de amostras utilizadas, as posições destas na área a ser avaliada, as distâncias entre as amostras e a área a ser estimada e a continuidade espacial da variável em estudo.

O estimador da krigagem é dado por,

$$Z_k^* = \sum_{i=1}^n \lambda_i z(x_i) \quad (13)$$

em que λ_i são os pesos, $z(x_i)$ são os pontos amostrados, n é o número total de dados e Z_k^* é o estimador da krigagem (ANDRIOTTI, 2013).

São encontrados diversos tipos de krigagens na literatura: krigagem simples, krigagem ordinária, krigagem universal, entre outras. Porém, segundo Santos et al. (2011) a krigagem simples é a mais precisa dentre os preditores lineares. Nesse trabalho será feita uma apresentação resumida sobre a Krigagem Simples e Ordinária.

A Krigagem Simples (KS) é o método de estimação da Geoestatística em que se assume a função média do processo estocástico como conhecida (SANTOS et al., 2011) e o peso da média fornece um critério que permite testar a qualidade da krigagem (ANDRIOTTI, 2013).

De acordo com Cressie (1993) este é o caso mais simples de previsão geoestatística que pode ser introduzido como preditor heterogeneamente linear (LIGAS e KULCZYCKI, 2010).

Esse método de interpolação foi utilizado por Rosa (2017) para determinar o mapa de distribuição espacial da variável altimetria.

Já a krigagem ordinária é o método que não é necessário que se conheça a média estacionária, sendo essa a mais utilizada devido essa característica (SANTOS et al., 2011). De acordo com Andriotti (2013), essa krigagem estima em qualquer lugar exceto nos pontos amostras em que são considerados os valores medidos.

3. MATERIAL E MÉTODOS

3.1. Caracterização da região estudada

3.1.1. Rota imperial

Nos últimos anos o turismo se destaca como um dos setores socioeconômicos mais significativos do mundo, incluindo as viagens de negócios, visita a amigos e familiares, viagens por motivações de estudos, religião, saúde, eventos esportivos, conferências e exposições, além das tradicionais viagens de férias e lazer.

O governo do Estado do Espírito Santo, de modo a permitir uma maior arrecadação financeira em regiões (“microrregiões”) fora da Grande Vitória, criou as “Rotas Turísticas” que abrangem diversos municípios de forma sistemática e otimizada (SETUR, 2019).

Atualmente, a Rota Imperial do estado do Espírito Santo é composta pelos municípios: Cariacica, Castelo, Conceição do Castelo, Domingos Martins, Iúna, Ibatiba, Ibitirama, Irupi, Muniz Freire, Viana, Santa Leopoldina, Santa Maria de Jetibá, Venda Nova do Imigrante e Vitória. Essa região teve um crescimento acelerado do potencial turístico através do resgate histórico e o reconhecimento de uma cultura peculiar trazida por imigrantes de distintos países,

além dos atrativos ambientais e a comprovada boa qualidade de vida, fatos estes que culminaram no crescimento do mercado imobiliário.

São muitas as características semelhantes dos municípios da rota turística imperial do Espírito Santo. Para o estudo delas foi realizada uma seleção com base nas distâncias entre Irupi e os municípios vizinhos.

| Município | Distância |
|-------------------------|------------------|
| Cariacica | 194 |
| Castelo | 79 |
| Conceição do Castelo | 81 |
| Domingos Martins | 149 |
| Ibatiba | 32 |
| Ibitirama | 28 |
| Iúna | 15,9 |
| Muniz Freire | 42 |
| Viana | 167 |
| Santa Leopoldina | 186 |
| Santa Maria de Jetibá | 167 |
| Venda Nova do Imigrante | 85 |
| Vitória | 193 |

Tabela 4 - Distância entre Irupi e os municípios da Rota Imperial
Fonte: Elaborado pelo autor a partir de dados do IBGE e das Prefeituras

O município estudado possui atrativos que justificam o crescimento imobiliário que ocorreu nos últimos 10 anos, além disso, faz parte dos municípios de pequeno porte. Assim, seu mercado está mais baseado em métodos de mercado para avaliação de imóveis, gerando grandes dificuldades nas gestões de acompanharem estatisticamente, a atualização de suas PGVs.

3.1.2. Município de Irupi - es

O município de Irupi está localizado no sul do estado do Espírito Santo, integra a microrregião do Caparaó e está localizado à 193 km da capital do estado, Vitória. Possui uma área territorial de 184.807 km² e uma população estimada em 13.526 habitantes.

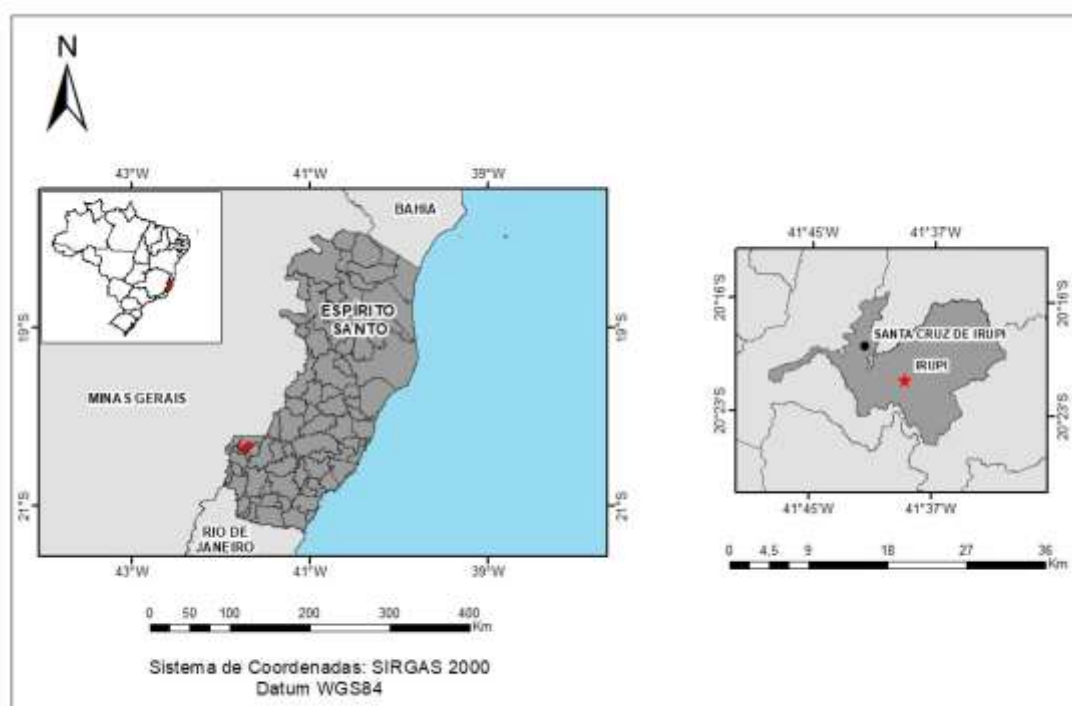


Figura 6 – Representação cartográfica do Município de Irupi – ES
Fonte: guia mapa.com disponível em: <https://guiamapa.com/es/iuna>

Seu IDH-M (Índice de Desenvolvimento Humano Municipal) é de 0,637, sendo, portanto, inferior à média capixaba que é de 0,740 (PNUD, 2010). O município está localizado em região de topografia acidentada, sendo atravessado pela serra do Caparaó, a oeste, junto à divisa com Minas Gerais (INCAPER, 2020). Possui um relevo que varia de fortemente ondulado a montanhoso. O município de Irupi possui as principais atividades econômicas divididas em: Agricultura, Agropecuária, Indústria e Serviços (Administração, Educação, Saúde Públicas e Seguridade Social). Além de destacar-se pela produção cafeeira, pertence à Região do Caparaó, que cresce a cada dia para o turismo, mesmo que ainda discreto se comparado às demais rotas turísticas do estado do Espírito Santo. Possui nítida influência de países da Europa, conforme pode-se notar nos traços físicos de seu povo. Isso enriquece sua

cultura e enobrece os capixabas e principalmente os visitantes que partilham desta vivência (GUIA TURÍSTICO E COMERCIAL ES, 2021).

A Rota do Caparaó é composta por onze municípios que oferecem diversas opções de turismo, como: aventura, ecoturismo, rural, religioso, cultural, gastronômico e de negócios e eventos. O turismo de negócios é o mais forte da região, devido às potencialidades econômicas concentradas nos mercados de mármore e granito, confecções e vestuário e produção rural diversificada. As belezas naturais e os atrativos, principalmente religiosos, se destacam na região (SETUR, 2021).

Todas as características do município de Irupi apresentadas, associadas ao anseio moderno por sossego aqueceram o mercado imobiliário, as ofertas de emprego e oportunidade de negócios, atraindo trabalhadores e empresários e, por consequência, houve um crescimento acentuado e irregular das vendas de imóveis urbanos e rurais.

O valor real de mercado dos imóveis aumentou e, por consequência, se fez necessária a correção do valor venal através da PGV.

3.2. Nova planta genérica de valores do município de Irupi - ES e avaliação em massa de imóveis nos termos da NBR 14653

Encontra-se na literatura especializada que, a partir de 1999, iniciou-se um profundo trabalho de revisão das normas de avaliações brasileiras, dentre elas, a NBR 5676-Avaliação de imóveis urbanos, em vigência a partir de 1989, que sucedeu a NB-502 (1977), primeira norma a tratar de avaliações de imóveis urbanos, e, até então, principal referência para as avaliações imobiliárias.

A Planta Genérica de Valores (PGV) aborda as etapas fundamentais da avaliação de um determinado imóvel urbano em um contexto geral do Município de Irupi-ES, partindo dos dados de cadastro imobiliário, demonstrando a aplicação da Norma Brasileira para Avaliação de Bens, NBR 14653, em suas Partes 1 – Procedimentos Gerais e 2 – Imóveis Urbanos, que veio substituir as PGV citadas NBR 5676 de 1989.

A Portaria nº 511 de 2009 do Ministério das Cidades evidencia que a avaliação de imóveis é um processo técnico para fornecer o valor venal dos imóveis de um Município, servindo como base para o cálculo do Imposto Predial e Territorial Urbano – IPTU, além de outros tributos imobiliários.

A referida Portaria ainda recomenda em seu artigo 30, que o resultado do valor venal retrate o valor real do imóvel e seja revisado de quatro em quatro anos em municípios acima de 20.000 habitantes e de oito em oito em municípios como Irupi, abaixo de 20.000 habitantes e que não evidenciam variação significativa nos valores dos imóveis, comprovada por meio de relatórios e pareceres técnicos, isto para promover o tratamento isonômico, justiça tributária, promoção da justiça fiscal e social e ainda ilustrar a dinâmica heterogênea do mercado imobiliário.

No que diz respeito ao intervalo de confiança e arbítrio, a NBR 5676, já cancelada e substituída, dispôs que “O valor final da avaliação, a ser indicado pelo engenheiro de avaliações em função do tratamento estatístico adotado, tem de estar contido em um intervalo de confiança fechado e máximo de 80%”, ou seja, facultava ao engenheiro avaliador essa margem de erro e confiança. Em outro ponto da Norma ainda trazia mais autonomia, admitindo que o próprio engenheiro definisse os limites dos intervalos de confiança inferidos de tratamento estatístico e indicasse a faixa de variação de preços do mercado que entendesse tolerável em relação ao valor final (GIANNAKOS e LEÃO, 1996).

A NBR vigente, nº 14.653-1, trata o intervalo de confiança e arbítrio como ‘campo de arbítrio’, isto em seu item 3.8, definindo-o como o intervalo de variação no entorno do estimador pontual adotado na avaliação, dentro do qual pode-se arbitrar o valor do bem, desde que justificado pela existência de características próprias não contempladas no modelo (ABNT, 2001).

A NBR vigente, nº 14.653-2 em seu item 8.2.1.5 estipula 15% de variação para mais ou para menos entorno da estimativa de tendência central utilizada na avaliação (ABNT, 2011).

A Portaria nº 511 de 2009 do Ministério das Cidades, por sua vez, estabelece de forma recomendatória o intervalo de confiança, que deverá ser de até 30% a menos e nunca mais do

que o valor real de mercado, ressaltando ainda que uma dispersão superior a este intervalo incorre em falta de homogeneidade:

Art. 30. [...]

§ 4º O nível de avaliação é definido como a média dos quocientes dos valores avaliados, conforme constam no cadastro fiscal, em relação aos preços praticados no mercado para cada tipo de imóvel. A ocorrência de nível de avaliação para cada tipo de imóvel inferior a 70% (setenta por cento) ou acima de 100% (cem por cento) indica a necessidade de atualização dos valores.

§ 5º A uniformidade é definida pelo coeficiente de dispersão dos valores, que se traduz como o percentual médio das variações, em módulo, dos valores avaliados em relação aos preços praticados no mercado, para cada tipo de imóvel. A ocorrência de coeficiente de dispersão para cada tipo de imóvel superior a 30% (trinta por cento) indica falta de homogeneidade nos valores e a necessidade de atualização. (Portaria MCid nº 511 de 07/12/2009).

Em relação a identificação do valor de mercado do bem, a NBR 14653-1 traz em seu item 7.7.1 que deve ser feita de acordo com a aplicação da metodologia no tratamento dos dados de acordo com sua natureza, que por sua vez só pode ser conhecida a partir do diagnóstico de mercado de que trata o item 7.7.2 da Norma, este pode ser realizado de acordo com a estrutura de mercado encontrada (ABNT, 2001).

De acordo com a Portaria nº 511 de 2009 do Ministério das Cidades, o campo amostral e os valores de mercado do bem, para uma avaliação em massa do tipo PGV, será conhecido a partir de um cadastro multifinalitário fidedigno:

Art. 31. Recomenda-se que o Município forneça informações claras e precisas dos dados físicos e do valor do imóvel ao contribuinte, facilitando o atendimento a esclarecimentos e reclamações decorrentes do CTM e da avaliação dos imóveis.

A Norma estabelece as generalidades do bem avaliado como uma parte importante e anterior à escolha da metodologia aplicável, o item enfatiza que esta dependerá da natureza do bem avaliado, da finalidade da avaliação e da disponibilidade, qualidade e quantidade de informações colhidas no mercado, ainda que a escolha deverá ser justificada com o objetivo de retratar o comportamento do mercado por meio de modelos que suportem racionalmente o convencimento do valor (ABNT, 2001).

No caso de avaliações em massa, por se tratar de um campo amostral muito grande, usualmente a metodologia aplicável de acordo com as generalidades é o método comparativo

direto de dados de mercado (item 8.2.1 NBR 14653-1), que identifica o valor de mercado do bem por meio de tratamento técnico dos atributos dos elementos comparáveis, constituintes da amostra, fica claro porém que o método por si só não seria suficiente, uma vez que seria humanamente impossível a avaliação de um montante tão robusto (DALAQUA et al., 2010).

A NBR 14653 em sua Parte 2: Avaliação de Imóveis Urbanos, traz as especificidades a serem utilizadas na avaliação em massa, planta de valores. Conforme o item 7.3.5.3, a vistoria ocorrerá por amostragem, para definição dos critérios do cadastro:

7.3.5.3. Planta de Valores: Nas avaliações em massa, a partir de dados cadastrais, recomenda-se vistoria por amostragem, com o objetivo de aferir os critérios e percepções consideradas no cadastro.

Ainda em relação ao método comparativo de dados de mercado, na estrutura da pesquisa serão levadas em consideração as variáveis relevantes na tendência de mercado, sendo que as variáveis independentes são os dados do cadastro e a dependente o preço de metro quadrado relativo a elas. Depois de realizado o levantamento das variáveis dependentes, no cadastramento imobiliário, estas são tratadas preliminarmente para definição da fórmula que resulta o valor venal/real (ABNT, 2011).

A utilização do Método Comparativo Direto de dados de Mercado consiste, portanto, no tratamento por fatores aplicável a uma amostra composta por dados de mercado, com características mais próximas possíveis ao imóvel avaliado, atendendo as exigências técnicas preconizadas pela NBR 14.653 – 2: Avaliação de Imóveis Urbanos.

A Planta Genérica de Valores do Município de Irupi está inserida no Código Tributário Municipal, Lei nº 148, de 23 de dezembro de 1997. Este define, em seu artigo 121, a forma de atualização anual dos valores venais dos imóveis para fins de IPTU:

Art. 121. Caberá o órgão tributário elaborar propostas de atualização do valor venal dos imóveis para efeito de cálculos sobre o imposto sobre a Propriedade Predial e Territorial Urbana do exercício seguinte, com base nos estudos, pesquisas sistemáticas de mercado e análise respectivas, e encaminhá-la ao Gabinete do Prefeito, até o final de novembro de cada exercício civil (IRUPI, 1997).

São estabelecidos ainda critérios prévios para essa precificação anual:

§ 1º A proposta discriminará:

I – em relação aos terrenos;

- a) o valor unitário, por metro quadrado ou por metro linear de testada, atribuído aos logradouros ou parte deles;
- b) a indicação dos fatores corretivos de área, testada, forma geométrica, situação, nivelamento, topografia, pedologia e outros que venham ser utilizados, a serem aplicados na individualização dos valores venais dos terrenos.

II – em relação as edificações;

- a) a relação dos diversos tipos de classificação das edificações, por uso, com indicações sintéticas das principais características físicas de cada tipo, registradas no Cadastro Imobiliário Tributário.
- b) o valor unitário, por metro quadrado de construção, atribuído a cada um dos tipos de classificação das edificações;
- c) a indicação dos fatores corretivos de posicionamento, idade de construção e outros que venham a ser utilizados, a serem aplicados na individualização dos valores venais das edificações.

§ 2º O encaminhamento da proposta será acompanhado de justificativas dos segmentos que conduziram à classificação das edificações, à indicação dos fatores corretivos e à fixação dos valores unitários.

§ 3º Na justificativa deverão ser demonstrados, entre outros:

I – a correlação significativa entre os valores fixados e as de mercado;

II – os níveis e as prováveis causas de variação, positiva ou negativa, dos valores fixados em comparação com os do período anterior;

III – as fontes de pesquisa do mercado imobiliário e publicações técnicas consulta e sua periodicidade (agentes financeiros de habitação, sindicatos de construção civil e outras entidades).

A avaliação em massa proposta neste trabalho foi fiel a NBR 14.653 e aos critérios estabelecidos por esta Lei, senso subdividida em quatro etapas:

1ª Etapa: Validação do Método Comparativo de Dados de Mercado;

2ª Etapa: Definição das fórmulas de valor venal com variáveis relevantes do cadastro imobiliário atualizado;

3ª Etapa: Aplicação da fórmula em 40 amostras de lotes;

4ª Etapa: Aplicação da fórmula em 40 amostras de construções;

5ª Etapa: Aplicação da fórmula para 535 amostras de lotes;

6ª Etapa: Aplicação da fórmula para 1960 amostras de construções;

7ª Etapa: Treinamento da Inteligência Artificial para o processo de inferência;

8ª Etapa: Validação em campo das Plantas Genéricas de Valores.

PRIMEIRA ETAPA: VALIDAÇÃO DO MÉTODO COMPARATIVO DE DADOS DE MERCADO

Foram analisadas 16 (dezesesseis) amostras de imóveis, entre edificados ou não, pertencentes ao bairro Carolino Barbosa, coletadas da planta cadastral do município de Irupi – ES, com objetivo de comparação por homogeneização de fatores em relação ao imóvel avaliado, o Lote nº 157, com área de 120,27 m², topografia plana e localização A.

Descrição das Variáveis Dependentes e Independentes:

A partir da identificação da dinâmica de mercado através de seu diagnóstico nos termos do item 7.7.2 da NBR foram definidas as variáveis independentes relevantes na tendência de mercado:

Fator oferta ou transação (Foferta): Fator referente à condição do dado de mercado. Considerou-se na análise as amostras como fator oferta, tendo em vista que as mesmas foram coletadas da planta cadastral do município de Irupi – ES.

Fator área (Fárea): Fator referente à metragem da amostra (imóvel). Considerou-se na análise o fator área apresentado pelo Engenheiro Sérgio Antônio Abunahman em seu livro denominado “Curso Básico de Engenharia Legal e de Avaliações” (2008), apesar de não ser demonstrado por metodologia científica e nem caracterizar sua validade temporal, abrangência regional e tipologia na qual foi deduzido, é um dos fatores área mais utilizados pelos profissionais da Engenharia de Avaliações para as mais diversas tipologias de imóveis.

$$F_{\text{área}} = \left(\frac{\text{Área do elemento pesquisado}}{\text{Área do elemento avaliado}} \right)^{1/4}, \text{ diferença inferior a 30\% e}$$

$$F_{\text{área}} = \left(\frac{\text{Área do elemento pesquisado}}{\text{Área do elemento avaliado}} \right)^{1/8}, \text{ diferença superior a 30\% .}$$

Fator Topografia ($F_{\text{topografia}}$): Fator referente à topografia do imóvel sendo plano ou acline/declive.

Fator transposição ($F_{\text{transposição}}$): Fator referente à condição de explicar a localização dos imóveis. Considerou-se na análise as amostras como Fator transposição - localização A, tendo em vista se tratar de amostras coletadas apenas no bairro Carolino Barbosa, no município de Irupi – ES.

Em seguida foi coletada a variável dependente para homogeneização:

VU (R\$/m²): Valor unitário correspondente ao metro quadrado de área do imóvel (terreno). Considerou-se o valor unitário inicial a R\$ 500,00 (quinhentos reais) por metro quadrado. Valor arbitrado como parâmetro levando-se em consideração o valor praticado atualmente no município de Irupi- ES, em relação ao valor venal de imóvel.

A fórmula final representa a referida homogeneização por tratamento de fatores para obtenção do ‘Vu Homogeneizado’, também dado em R\$/m²:

$$Vu_{\text{homogeneizado}} = VU \cdot F_{\text{oferta}} \cdot F_{\text{área}} \cdot F_{\text{topografia}} \cdot F_{\text{transposição}} \quad (14)$$

Crítérios de Saneamento:

Após a homogeneização foram utilizados critérios estatísticos consagrados de eliminação de dados discrepantes, para o saneamento da amostra: critério de Chauvenet, da média e do desvio padrão. Os dados discrepantes foram retirados um a um, do início pelo que esteja mais discrepante da média. Admitiu-se a reintrodução de dados anteriormente retirados no processo.

Memória de Cálculo:

Todos os cálculos foram realizados através de uma planilha, cuja memória pode ser conferida nas transcrições a seguir nas Figuras subsequentes:

| Tipo: | Lote | Área (m²): | 120,27 | Topografia: | Plano | Localização: | A | | | | | | | | |
|-----------|------------------|------------|----------------|-------------|------------|--------------|------------|----------|--------|-------|-------|--------------------|---------------------------|--|--|
| Nº Pesqui | TIPO DE PESQUISA | Área (m²) | Valor (R\$) | VU (R\$/m²) | Topografia | LOC | Informante | Contato: | Fofert | Fárea | Ftop. | Ftransposiç | VU homogeneizado (R\$/m²) | | |
| 87 | PGV | 146,82 | R\$ 73.410,00 | R\$ 500,00 | plano | A | XXXXXXX | XXXXXXX | 1,00 | 1,051 | 1,0 | 1,00 | R\$ 525,57 | | |
| 157 | PGV | 120,27 | R\$ 60.135,00 | R\$ 500,00 | plano | A | XXXXXXX | XXXXXXX | 1,00 | 1,000 | 1,0 | 1,00 | R\$ 500,00 | | |
| 241 | PGV | 76,32 | R\$ 38.160,00 | R\$ 500,00 | plano | A | XXXXXXX | XXXXXXX | 1,00 | 0,893 | 1,0 | 1,00 | R\$ 446,26 | | |
| 64 | PGV | 106,75 | R\$ 53.375,00 | R\$ 500,00 | plano | A | XXXXXXX | XXXXXXX | 1,00 | 0,971 | 1,0 | 1,00 | R\$ 485,31 | | |
| 245 | PGV | 67,51 | R\$ 33.755,00 | R\$ 500,00 | plano | A | XXXXXXX | XXXXXXX | 1,00 | 0,930 | 1,00 | 1,00 | R\$ 465,18 | | |
| 84 | PGV | 274,89 | R\$ 137.445,00 | R\$ 500,00 | plano | A | XXXXXXX | XXXXXXX | 1,00 | 1,109 | 1,00 | 1,00 | R\$ 554,43 | | |
| 15 | PGV | 198,19 | R\$ 99.095,00 | R\$ 500,00 | plano | A | XXXXXXX | XXXXXXX | 1,00 | 1,133 | 1,00 | 1,00 | R\$ 566,50 | | |
| 54 | PGV | 87,43 | R\$ 43.715,00 | R\$ 500,00 | plano | A | XXXXXXX | XXXXXXX | 1,00 | 0,923 | 1,00 | 1,00 | R\$ 461,69 | | |
| 63 | PGV | 125,00 | R\$ 62.500,00 | R\$ 500,00 | plano | A | XXXXXXX | XXXXXXX | 1,00 | 1,010 | 1,00 | 1,00 | R\$ 504,85 | | |
| 73 | PGV | 138,00 | R\$ 69.000,00 | R\$ 500,00 | plano | A | XXXXXXX | XXXXXXX | 1,00 | 1,035 | 1,00 | 1,00 | R\$ 517,49 | | |
| 198 | PGV | 133,40 | R\$ 66.700,00 | R\$ 500,00 | plano | A | XXXXXXX | XXXXXXX | 1,00 | 1,026 | 1,00 | 1,00 | R\$ 513,12 | | |
| 87 | PGV | 146,82 | R\$ 73.410,00 | R\$ 500,00 | plano | A | XXXXXXX | XXXXXXX | 1,00 | 1,025 | 1,00 | 1,00 | R\$ 512,62 | | |
| 127 | PGV | 84,73 | R\$ 42.365,00 | R\$ 500,00 | plano | A | XXXXXXX | XXXXXXX | 1,00 | 0,916 | 1,00 | 1,00 | R\$ 458,08 | | |
| 97 | PGV | 132,94 | R\$ 66.470,00 | R\$ 500,00 | plano | A | XXXXXXX | XXXXXXX | 1,00 | 1,025 | 1,00 | 1,00 | R\$ 512,68 | | |
| 207 | PGV | 129,12 | R\$ 64.560,00 | R\$ 500,00 | plano | A | XXXXXXX | XXXXXXX | 1,00 | 1,018 | 1,00 | 1,00 | R\$ 508,95 | | |
| 57 | PGV | 141,01 | R\$ 70.505,00 | R\$ 500,00 | plano | A | XXXXXXX | XXXXXXX | 1,00 | 1,041 | 1,00 | 1,00 | R\$ 520,29 | | |
| | | | | | | | | | | | | VALOR FINAL | R\$ 503,31 | | |

Figura 7 – Representação tabular da memória de cálculo para a PGV de Irupi-ES

Fonte: Elaborado pelo autor, compõe a nova PGV.

Fator de área:

| | Área (m²): | 120,27 | | | | | | | | | | | | |
|----|---------------|--------------------|-------|----------|--------|--|--|--|--|--|--|--|--|--|
| n | Área Amostras | amostra ÷ avaliada | Fárea | | | | | | | | | | | |
| 1 | 146,82 | 1,221 | 1,051 | | | | | | | | | | | |
| 2 | 120,27 | 1,000 | 1,000 | | | | | | | | | | | |
| 3 | 76,32 | 0,635 | 0,893 | | | | | | | | | | | |
| 4 | 106,75 | 0,888 | 0,971 | | | | | | | | | | | |
| 5 | 67,51 | 0,561 | 0,930 | | | | | | | | | | | |
| 6 | 274,89 | 2,286 | 1,109 | | | | | | | | | | | |
| 7 | 198,19 | 1,648 | 1,133 | | | | | | | | | | | |
| 8 | 87,43 | 0,727 | 0,923 | | | | | | | | | | | |
| 9 | 125,00 | 1,039 | 1,010 | | | | | | | | | | | |
| 10 | 138,00 | 1,147 | 1,035 | | | | | | | | | | | |
| 11 | 133,40 | 1,109 | 1,026 | | | | | | | | | | | |
| 12 | 146,82 | 1,221 | 1,025 | | | | | | | | | | | |
| 13 | 84,73 | 0,704 | 0,916 | INFERIOR | ^0,25 | | | | | | | | | |
| 14 | 132,94 | 1,105 | 1,025 | SUPERIOR | ^0,125 | | | | | | | | | |
| 15 | 129,12 | 1,074 | 1,018 | | | | | | | | | | | |
| 16 | 141,01 | 1,172 | 1,041 | | | | | | | | | | | |

2.2 Fator área Abunahman

O fator área apresentado pelo Engenheiro Sérgio Antônio Abunahman em seu livro denominado "Curso Básico de Engenharia Legal e de Avaliações" (2008), apesar de não ser demonstrado por metodologia científica e nem caracterizar sua validade temporal, abrangência regional e tipologia na qual foi deduzido, é um dos fatores área mais utilizados pelos profissionais da Engenharia de Avaliações para as mais diversas tipologias de imóveis.

$$F_a = \left(\frac{\text{Área do elemento pesquisado}}{\text{Área do elemento avaliado}} \right)^{1/4}, \text{ diferença inferior a 30\%}$$

•

$$F_a = \left(\frac{\text{Área do elemento pesquisado}}{\text{Área do elemento avaliado}} \right)^{1/3}, \text{ diferença superior a 30\%}$$

Figura 8 - Representação tabular da memória de cálculo para a PGV de Irupi-ES - Fator área

Fonte: Elaborado pelo autor, compõe a nova PGV.

Fator de transposição:

| | Área (m²): | 120,27 | Localização: | A |
|----|-------------|-------------|--------------|---------------|
| n | Área Amostr | LOCALIZAÇÃO | VU (R\$/m²) | Ftransposição |
| 1 | 146,82 | A | R\$ 500,00 | 1,00 |
| 2 | 120,27 | A | R\$ 500,00 | 1,00 |
| 3 | 76,32 | A | R\$ 500,00 | 1,00 |
| 4 | 106,75 | A | R\$ 500,00 | 1,00 |
| 5 | 67,51 | A | R\$ 500,00 | 1,00 |
| 6 | 274,89 | A | R\$ 500,00 | 1,00 |
| 7 | 198,19 | A | R\$ 500,00 | 1,00 |
| 8 | 87,43 | A | R\$ 500,00 | 1,00 |
| 9 | 125,00 | A | R\$ 500,00 | 1,00 |
| 10 | 138,00 | A | R\$ 500,00 | 1,00 |
| 11 | 133,40 | A | R\$ 500,00 | 1,00 |
| 12 | 146,82 | A | R\$ 500,00 | 1,00 |
| 13 | 84,73 | A | R\$ 500,00 | 1,00 |
| 14 | 132,94 | A | R\$ 500,00 | 1,00 |
| 15 | 129,12 | A | R\$ 500,00 | 1,00 |
| 16 | 141,01 | A | R\$ 500,00 | 1,00 |

Figura 9 - Representação tabular da memória de cálculo para a PGV de Irupi-ES - Fator transposição
Fonte: Elaborado pelo autor, compõe a nova PGV.

Saneamento: critério chauvenet

| n | Xi | (Xi-média)^2 | r = (Xi - média)/D.padrão | DESVIO PADRÃO | 33,384 |
|-------|------------|--------------|---------------------------|---------------|--------|
| 87 | R\$ 525,57 | 495,17 | 0,667 | | |
| 157 | R\$ 500,00 | 10,98 | -0,099 | | |
| 241 | R\$ 446,26 | 3254,81 | -1,709 | | |
| 64 | R\$ 485,31 | 323,98 | -0,539 | | |
| 245 | R\$ 465,18 | 1454,12 | -1,142 | | |
| 84 | R\$ 554,43 | 2612,72 | 1,531 | | |
| 15 | R\$ 566,50 | 3992,76 | 1,893 | | |
| 54 | R\$ 461,69 | 1732,91 | -1,247 | | |
| 63 | R\$ 504,85 | 2,35 | 0,046 | | |
| 73 | R\$ 517,49 | 200,93 | 0,425 | | |
| 198 | R\$ 513,12 | 96,19 | 0,294 | | |
| 87 | R\$ 512,62 | 86,68 | 0,279 | | |
| 127 | R\$ 458,08 | 2046,18 | -1,355 | | |
| 97 | R\$ 512,68 | 87,70 | 0,281 | | |
| 207 | R\$ 508,95 | 31,82 | 0,169 | | |
| 57 | R\$ 520,29 | 288,11 | 0,508 | | |
| média | R\$ 503,31 | | | | |

$$s = \sqrt{\frac{\sum(x_i - \bar{x})^2}{n - 1}}$$

Tabela R_c (Rejection criterion, probabilidade 95%)
N = número de medidas realizadas

| N | R _c | N | R _c | N | R _c |
|----|----------------|----|----------------|------|----------------|
| 2 | 1,15 | 13 | 2,07 | 24 | 2,31 |
| 3 | 1,38 | 14 | 2,10 | 25 | 2,33 |
| 4 | 1,53 | 15 | 2,13 | 26 | 2,35 |
| 5 | 1,64 | 16 | 2,15 | 30 | 2,39 |
| 6 | 1,73 | 17 | 2,18 | 40 | 2,49 |
| 7 | 1,8 | 18 | 2,20 | 50 | 2,57 |
| 8 | 1,86 | 19 | 2,22 | 100 | 2,81 |
| 9 | 1,91 | 20 | 2,24 | 200 | 3,02 |
| 10 | 1,96 | 21 | 2,26 | 300 | 3,14 |
| 11 | 2,00 | 22 | 2,28 | 500 | 3,29 |
| 12 | 2,04 | 23 | 2,30 | 1000 | 3,48 |

Figura 10 - Representação tabular da memória de cálculo para a PGV de Irupi-ES - Critério Chauvenet
Fonte: Elaborado pelo autor, compõe a nova PGV.

Saneamento: critério média

| n | Xi | Intervalo de 30% acima | R\$ | 654,31 |
|-------|-------------------|------------------------|-----|--------|
| 87 | R\$ 525,57 | Intervalo de 30% acima | R\$ | 352,32 |
| 157 | R\$ 500,00 | | | |
| 241 | R\$ 446,26 | | | |
| 64 | R\$ 485,31 | | | |
| 245 | R\$ 465,18 | | | |
| 84 | R\$ 554,43 | | | |
| 15 | R\$ 566,50 | | | |
| 54 | R\$ 461,69 | | | |
| 63 | R\$ 504,85 | | | |
| 73 | R\$ 517,49 | | | |
| 198 | R\$ 513,12 | | | |
| 87 | R\$ 512,62 | | | |
| 127 | R\$ 458,08 | | | |
| 97 | R\$ 512,68 | | | |
| 207 | R\$ 508,95 | | | |
| 57 | R\$ 520,29 | | | |
| média | R\$ 503,31 | | | |

Figura 11 - Representação tabular da memória de cálculo para a PGV de Irupi-ES - Critério média
 Fonte: Elaborado pelo autor, compõe a nova PGV.

Saneamento: critério desvio padrão

| n | Xi | (Xi-média)^2 | r = (Xi - média)/D.padrão | DESVIO PADRÃO | 33,384 |
|-------|-------------------|--------------|---------------------------|------------------|--------|
| 87 | R\$ 525,57 | 495,17 | 0,667 | 2 DESVIOS PADRÃO | 66,768 |
| 157 | R\$ 500,00 | 10,98 | -0,099 | | |
| 241 | R\$ 446,26 | 3254,81 | -1,709 | | |
| 64 | R\$ 485,31 | 323,98 | -0,539 | | |
| 245 | R\$ 465,18 | 1454,12 | -1,142 | | |
| 84 | R\$ 554,43 | 2612,72 | 1,531 | | |
| 15 | R\$ 566,50 | 3992,76 | 1,893 | | |
| 54 | R\$ 461,69 | 1732,91 | -1,247 | | |
| 63 | R\$ 504,85 | 2,35 | 0,046 | | |
| 73 | R\$ 517,49 | 200,93 | 0,425 | | |
| 198 | R\$ 513,12 | 96,19 | 0,294 | | |
| 87 | R\$ 512,62 | 86,68 | 0,279 | | |
| 127 | R\$ 458,08 | 2046,18 | -1,355 | | |
| 97 | R\$ 512,68 | 87,70 | 0,281 | | |
| 207 | R\$ 508,95 | 31,82 | 0,169 | | |
| 57 | R\$ 520,29 | 288,11 | 0,508 | | |
| média | R\$ 503,31 | | | | |
| | R\$ 436,55 | | | | |
| | R\$ 570,08 | | | | |

Figura 12 - Representação tabular da memória de cálculo para a PGV de Irupi-ES - Critério Desvio Padrão
 Fonte: Elaborado pelo autor, compõe a nova PGV.

| Exemplo considerando saneamento por desvio padrão | | N. Amostras |
|---|-------------------|-------------------|
| Média Aritmética (MA) = | R\$ 503,31 | 16 |
| Amplitude da amostra (AA) = | R\$ 0,50 | T.Tabelado |
| Desvio Padrão (DP) = | R\$ 33,384 | 1,341 |
| Limite Superior (LS = MA + 2* DP) = | R\$ 570,08 | Grau de Liberdade |
| Limite Inferior (LI = MA - 2* DP) = | R\$ 436,55 | 15 |
| Limite Superior Intervalo de Confinça (80%) | R\$ 514,51 | Raiz de n |
| Limite Inferior do Intervalo de Confinça (80%) | R\$ 492,12 | 4,00 |
| Precisão | 4% | III |

Figura 13 - Representação tabular da memória de cálculo para a PGV de Irupi-ES - Exemplo do critério desvio padrão

Fonte: Elaborado pelo autor.

Por se tratar de situação hipotética a partir de análise de dados amostrais coletados da planta cadastral do município de Irupi – ES em consoante as exigências da NBR 14.653-2, concluímos que foi alcançado o Grau Precisão III e Grau de Fundamentação II.

SEGUNDA ETAPA: DEFINIÇÃO DAS FÓRMULAS DE VALOR VENAL COM VARIÁVEIS RELEVANTES DO CADASTRO IMOBILIÁRIO

Aplicaram-se as fórmulas padrões das avaliações em massa para melhor compreensão dos resultados obtidos no Método.

$$\text{Valor Venal do Terreno} = Vt = Vb . Floc . S . P . T . At \quad (15)$$

Sendo, o ‘Vb’ referente ao Valor Base e equiparado ao Valor unitário arbitrado no mercado imobiliário de R\$ 500,00; o ‘Floc’ referente ao fator localização, que por se tratar do mesmo bairro foi arbitrado como 1,00; além dos fatores situação (S); pedologia (P) e topografia (T), de acordo com os dados do cadastro imobiliário e seguindo os seguintes fatores arbitrados:

| FATOR SITUAÇÃO DA QUADRA | |
|------------------------------|------|
| Encravado | 0,80 |
| Meio de quadra | 1,00 |
| Esquina ou frentes múltiplas | 1,10 |

Tabela 5 - Tabela da memória de cálculo para a PGV de Irupi-ES - Fator situação da quadra.

Fonte: Elaborado pelo autor, compõe a nova PGV.

| FATOR PEDOLOGIA | |
|-----------------|------|
| Alagado | 0,60 |
| Inundável | 0,70 |
| Rochoso | 0,80 |

| | |
|-----------------------|------|
| Arenoso | 0,90 |
| Normal | 1,00 |
| Combinação dos demais | 0,80 |

Tabela 6 - Tabela da memória de cálculo para a PGV de Irupi-ES - Fator pedologia.

Fonte: Elaborado pelo autor, compõe a nova PGV.

| FATOR TOPOGRAFIA | |
|----------------------|------|
| Topografia irregular | 0,70 |
| Aclive | 0,80 |
| Declive | 0,80 |
| Plano | 1,00 |

Tabela 7 – Tabela da memória de cálculo para a PGV de Irupi-ES - Fator topografia.

Fonte: Elaborado pelos autor, compõe a nova PGV.

As tabelas acima compõem a PGV, sendo que o S – fator situação de quadra possui conceito de variação de 10% para mais ou 20% para menos do valor venal; o P – fator pedologia varia apenas a menor de no máximo 40%; e o T – fator topografia varia a menor de no máximo 30%.

Já a fórmula de valor venal de construção foi escrita para atender pressupostos teóricos dentro de um intervalo de confiança usual e ainda assim ser resumida em uma função dentro da generalidade que a NBR trás como metodologia aplicável da finalidade da avaliação e da disponibilidade, qualidade e quantidade de informações colhidas no mercado, uma vez estar convencionado nos projetos e Boletins de Cadastro Imobiliário, variáveis mais significativas e menos significativas, sendo as menos significativas trabalhadas na forma de média (Tr, Tp, Tc, Te, Is e Ie), ficando a fórmula escrita da seguinte maneira:

$$\text{Valor Venal da Construção} =$$

$$Ve = Vm^2e \times Ct \times \left[\frac{(Tr + Tp + Tc + Te + Is + Ie)}{6} \right] \cdot E \cdot St \cdot Au \quad (16)$$

Sendo, ‘Vm²e’ o valor do metro quadrado da edificação; ‘Ct’ o Coeficiente por tipo de edificação; ‘Tr’ o Tipo de revestimento externo; ‘Tp’ o Tipo de piso; ‘Tc’ o Tipo de cobertura; ‘Te’ o Tipo de estrutura; ‘Is’ o Tipo de instalação sanitária; ‘Ie’ o Tipo de instalação elétrica; ‘E’ o Estado de conservação; ‘St’ o Situação da edificação, e ‘Au’ a área da unidade.

No que tange o valor do metro quadrado da edificação, trata-se de valor de construção a ser corrigido pelo coeficiente por tipo de edificação (Ct). Contou com uma composição dos valores do CUB (Custo Unitário Básico) da publicação do SINDUSCON/ES (Sindicato da Construção Civil do Espírito Santo) e do Índice Nacional da Construção Civil (INCC), calculado pelo Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), ambos para o mês de janeiro de 2021, corrigido a partir do arbitramento técnico do tipo de construção.

| Custo do m ² da construção no Brasil (Considerando a desoneração da folha de pagamento) | | | |
|---|----------------------------|----------|----------|
| Mês | Total | Variação | |
| | | Mês | 12 Meses |
| Março/2021 | R\$1.338,35/m ² | 1,45% | 14,46% |
| Fevereiro/2021 | R\$1.319,18/m ² | 1,33% | 13,22% |
| Janeiro/2021 | R\$1.301,84/m ² | 1,99% | 12,01% |
| Dezembro/2020 | R\$1.276,40/m ² | 1,94% | 10,16% |
| Novembro/2020 | R\$1.252,10/m ² | 1,82% | 8,30% |
| Outubro/2020 | R\$1.229,72/m ² | 1,71% | 6,48% |
| Setembro/2020 | R\$1.209,02/m ² | 1,44% | 4,89% |
| Agosto/2020 | R\$1.191,84/m ² | 0,88% | 3,78% |
| Julho/2020 | R\$1.181,41/m ² | 0,49% | 3,33% |
| Junho/2020 | R\$1.175,62/m ² | 0,14% | 3,52% |
| Mai/2020 | R\$1.174,02/m ² | 0,17% | 3,74% |
| Abril/2020 | R\$1.172,05/m ² | 0,25% | 3,68% |
| Março/2020 | R\$1.169,15/m ² | 0,35% | 3,77% |

Tabela 8 - Tabela de referência de custo INCC.

Fonte: IBGE, 2021.

| Item | Projetos-Padrão Residências - Normal | | | |
|-----------------|--------------------------------------|-----------------|-----------------|-----------------|
| | R-1 | PP-4 | R-8 | R-16 |
| Material | 850,92 | 831,87 | 742,19 | 733,94 |
| Mão-de-obra | 1.006,21 | 890,11 | 799,08 | 768,16 |
| Desp. Administ. | 127,32 | 152,67 | 70,43 | 58,29 |
| Equipamento | 0,25 | 0,05 | 4,87 | 4,64 |
| TOTAL | 1984,70 | 1.874,70 | 1.616,57 | 1.565,03 |

Tabela 9 - Tabela referência de custo SINDUSCON-ES.

Fonte: <http://www.sinduscon-es.com.br/>

O valor CUB utilizado foi o referente ao mês de janeiro de 2021, R\$ 1.338,35, e o valor do INCC foi a média aritmética dos projetos padrões normais, R\$ 1.760,25, uma vez que a diferenciação dos tipos das edificações será variada de acordo com a tabela de coeficiente por tipo de edificação (Ct). Vale ressaltar ainda que os valores de mercado usados foram os com a desoneração da folha de pagamento, por arbitramento e bem inferior a margem de 30%, de que trata a Portaria nº 511 MC e 15% que trata a NBR 14653-2.

Foi então definido o Vm²e:

$$Vm^2e = \frac{(R\$ 1.338,35 + R\$ 1.760,25)}{2} = R\$ 1.549,30/m^2 \quad (17)$$

Para definir o coeficiente por tipo de edificação foi arbitrada variação percentual de 12% das edificações residenciais e comerciais para galpões e telheiros, e 125% das edificações residenciais e comerciais para edificações ditas especiais pelo BCI.

| TIPO DA EDIFICAÇÃO | 'Ct' |
|-------------------------------------|------|
| Residencial/ Comercial / Industrial | 1,00 |
| Telheiro/ Galpão | 0,88 |
| Especial | 1,25 |

Tabela 10 - Tipo da edificação X Valor do metro quadrado.

Fonte: Elaborado pelo autor, compõe a nova PGV.

O coeficiente corretivo da categoria, usual em PGV foi substituído pela media aritmética das seis infraestruturas da edificação dada pela fórmula $[(Tr+Tp+Tc+Te+Is+Ie)/6]$, por tratarem-se de variáveis menos expressivas, uma vez que a fórmula de gabaritos de pesos sobre 100, usual em Códigos Tributários, tem menor confiabilidade estatística, sendo que os pesos das variáveis são agora conhecidos a partir das seguintes tabelas:

| REVESTIMENTO EXTERNO 'Tr' | |
|---------------------------|------|
| Especial | 1,10 |
| Sem revestimento | 0,70 |
| Emboço/reboco | 0,80 |
| Madeira | 0,90 |
| Pintura | 1,00 |

Tabela 11 - Tabela revestimento externo.

Fonte: Elaborado pelo autor, compõe a nova PGV.

| TIPO DE PISO 'Tp' | |
|-------------------|------|
| Terra batida | 0,60 |
| Cimento | 0,70 |
| Tábuas/taco | 0,80 |
| Cerâmica | 1,00 |
| Especial | 1,10 |

Tabela 12 - Tabela tipo de piso.

Fonte: Elaborado pelo autor, compõe a nova PGV.

| TIPO DE COBERTURA 'Tc' | |
|------------------------|------|
| Palha | 0,70 |
| Fibrocimento | 0,80 |
| Laje | 0,90 |
| Telha colonial | 1,00 |
| Especial | 1,10 |

Tabela 13 - Tabela tipo de cobertura.

Fonte: Elaborado pelo autor, compõe a nova PGV.

| TIPO DE ESTRUTURA 'Te' | |
|------------------------|------|
| Madeira= 0,90 | 0,90 |

| | |
|------------|------|
| Metálica= | 0,90 |
| Alvenaria= | 1,00 |
| Concreto= | 1,10 |

Tabela 14 - Tabela tipo de estrutura.

Fonte: Elaborado pelo autor, compõe a nova PGV.

| INSTALAÇÕES SANITÁRIAS 'Is' | |
|-----------------------------|------|
| Inexistente | 0,70 |
| Externa | 0,80 |
| Interna simples | 0,90 |
| Mais de uma interna | 1,00 |

Tabela 15 - Tabela tipo de instalações sanitárias.

Fonte: Elaborado pelo autor, compõe a nova PGV.

| INSTALAÇÕES SANITÁRIAS 'Ie' | |
|-----------------------------|------|
| Inexistente | 0,80 |
| Aparente | 0,90 |
| Embutida | 1,00 |

Tabela 16 - Tabela tipo de instalações elétricas.

Fonte: Elaborado pelo autor, compõe a nova PGV.

A tabela de estado de conservação fica assim estabelecida:

| ESTADO DE CONSERVAÇÃO 'E' | |
|---------------------------|------|
| Nova/ ótimo | 1,10 |
| Bom | 1,00 |
| Regular | 0,90 |

Tabela 17 - Tabela de estado de conservação.

Fonte: Elaborado pelo autor, compõe a nova PGV.

Por último, a variável situação da edificação (St) será definida através da tabela a seguir, não sendo diferenciada pelo tipo do imóvel, considerando que essa conversão já é realizada pela variável Ct (categoria da edificação):

| SITUAÇÃO DA EDIFICAÇÃO 'St' | |
|-----------------------------|------|
| Frente | 1,00 |
| Fundos | 0,90 |

Tabela 18 - Tabela de situação da edificação.

Fonte: Elaborado pelo autor, compõe a nova PGV.

As tabelas apresentadas nesta sessão compõem a nova Planta Genérica de Valores do município de Irupi-ES, atualizada a partir de adaptações do Método Comparativo de Dados de Mercado, recomendado pela Norma Brasileira para Avaliação de Imóveis Urbanos e Portaria 511 de 2009 do Ministério das Cidades.

O resultado para as 16 amostras foi o seguinte:

| Nº Pesquisa | TIPO DE PESQUISA | ÁreaLote (m²) | VB (R\$) | Floc | S | P | T | Valor terreno (Vt) | ÁreaConstrução (m²) | Vm²Construção (R\$) | Ct | Tr | Tp | Tc | Te | ls | le | E | St | Valor Edificação (Ve) | VALOR TOTAL (R\$) |
|-------------|------------------|---------------|------------|------|------|------|------|--------------------|---------------------|---------------------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|-----------------------|-------------------|
| 135 | PGV | 106,00 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | R\$58.300,00 | 436,44 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 0,90 | 0,90 | 1,00 | 1,00 | R\$653.637,28 | R\$711.937,28 |
| 157 | PGV | 120,27 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | R\$66.148,50 | 360,82 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 0,90 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$549.701,45 | R\$615.849,95 |
| 167 | PGV | 59,60 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$29.800,00 | 55,77 | R\$ 1.549,30 | 0,88 | 0,70 | 0,70 | 0,80 | 1,10 | 0,70 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$63.363,27 | R\$93.163,27 |
| 64 | PGV | 106,75 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$53.375,00 | 54,48 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,80 | 1,10 | 0,70 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$78.778,81 | R\$132.153,81 |
| 245 | PGV | 67,51 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$33.755,00 | 58,72 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,80 | 1,10 | 0,70 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$84.909,90 | R\$118.664,90 |
| 84 | PGV | 274,89 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$137.445,00 | 158,60 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 0,90 | 0,90 | 0,90 | 1,00 | R\$213.775,51 | R\$351.220,51 |
| 15 | PGV | 198,19 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$99.095,00 | 63,22 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,10 | 0,90 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$97.946,75 | R\$197.041,75 |
| 33 | PGV | 270,93 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$135.465,00 | 363,98 | R\$ 1.549,30 | 0,88 | 0,80 | 0,70 | 0,90 | 1,10 | 0,70 | 0,80 | 1,00 | 0,90 | R\$372.183,38 | R\$507.648,38 |
| 63 | PGV | 990,20 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$495.100,00 | 430,28 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 0,90 | 0,80 | 1,00 | 1,00 | R\$633.301,16 | R\$1.128.401,16 |
| 290 | PGV | 309,79 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$154.895,00 | 373,22 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 0,70 | 0,90 | 1,10 | 0,90 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$539.681,10 | R\$694.576,10 |
| 198 | PGV | 133,40 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$66.700,00 | 394,58 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,80 | 1,00 | 0,70 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$560.379,23 | R\$627.079,23 |
| 250 | PGV | 61,63 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$30.815,00 | 58,21 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 0,70 | 1,00 | 1,10 | 1,00 | 0,90 | 1,00 | 1,00 | R\$85.675,52 | R\$116.490,52 |
| 127 | PGV | 84,73 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | R\$46.601,50 | 254,18 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$393.801,07 | R\$440.402,57 |
| 97 | PGV | 132,94 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$66.470,00 | 361,42 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 0,90 | 1,00 | 0,90 | 1,00 | R\$495.553,99 | R\$562.023,99 |

| | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | | |
|-----|-----|--------|---------------|------|------|------|------|--------------|--------|-----------------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|---------------|---------------|
| 207 | PGV | 129,12 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$64.560,00 | 53,62 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,80 | 1,10 | 0,90 | 0,90 | 1,00 | 1,00 | R\$78.919,79 | R\$143.479,79 |
| 57 | PGV | 141,01 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$70.505,00 | 378,10 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$585.790,33 | R\$656.295,33 |

Tabela 18 - Tabela com as amostras das unidades construídas

Fonte: Elaborado pelo autor, compõe a nova PGV.

TERCEIRA ETAPA: APLICAÇÃO DA FÓRMULA EM AMOSTRAS DE LOTES

Nesta etapa foi selecionada aleatoriamente uma amostra de 40 unidades de lotes vagos para estudo do valor venal.

| Classe | Nº Pesquisa | TIPO DE PESQUISA | ÁreaLote (m²) | VB (R\$) | Floc | S | P | T | Valor terreno (vt) | ÁreaConstrução (m²) | Vm²Construção (R\$) | Ct | Tr | Tp | Tc | Te | Is | Ie | E | St | Valor Edificação (Ve) | VALOR TOTAL (R\$) | | |
|--------|-------------|------------------|---------------|------------|------|------|------|--------------|--------------------|---------------------|---------------------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|-----------------------|-------------------|-----------------|---------------|
| 1 | 11 | PGV | 102,30 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 0,70 | 1,00 | R\$35.805,04 | 102,30 | R\$ 1.549,30 | 1,25 | 1,00 | 1,00 | 0,80 | 1,10 | 0,90 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$191.513,04 | R\$227.318,07 | | |
| | 23 | PGV | 223,66 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 0,70 | 1,00 | R\$78.280,02 | 330,27 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 0,90 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$503.162,10 | R\$581.442,12 | |
| | 36 | PGV | 212,01 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 0,70 | 1,00 | R\$74.204,20 | 320,50 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 0,90 | 1,00 | 0,90 | 1,00 | 1,00 | R\$439.453,35 | R\$513.657,55 | |
| | 55 | PGV | 124,37 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 0,70 | 1,00 | R\$43.530,76 | 64,84 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,80 | 1,10 | 0,90 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$98.782,18 | R\$142.312,94 | |
| | 61 | PGV | 89,43 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 0,70 | 1,00 | R\$31.301,65 | 47,08 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,00 | 1,00 | R\$65.650,29 | R\$96.951,94 | |
| | 70 | PGV | 148,64 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 0,70 | 1,00 | R\$52.024,38 | 83,81 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,80 | 1,10 | 0,90 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$125.523,10 | R\$177.547,49 | |
| | 80 | PGV | 155,09 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 0,70 | 1,00 | R\$54.281,61 | 346,36 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$536.616,61 | R\$590.898,22 | |
| | 87 | PGV | 115,28 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 0,70 | 1,00 | R\$40.347,65 | 199,92 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 0,90 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$304.571,65 | R\$344.919,30 | |
| 2 | 100 | PGV | 413,61 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$206.805,05 | 0,00 | R\$ 1.549,30 | | | | | | | | | | | R\$0,00 | R\$206.805,05 | |
| | 13 | PGV | 533,74 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$266.870,45 | 0,00 | R\$ 1.549,30 | | | | | | | | | | | R\$0,00 | R\$266.870,45 | |
| | 90 | PGV | 159,44 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$79.718,10 | 127,67 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 0,70 | 0,70 | 0,90 | 1,10 | 0,90 | 0,90 | 0,90 | 1,00 | 1,00 | R\$154.285,14 | R\$234.003,24 | |
| | 112 | PGV | 102,78 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$51.388,60 | 0,00 | R\$ 1.549,30 | | | | | | | | | | | | R\$0,00 | R\$51.388,60 |
| | 78 | PGV | 2399,84 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$1.199.920,53 | 160,30 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 0,90 | 0,90 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$240.076,77 | R\$1.439.997,30 | |
| | 91 | PGV | 414,04 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$207.020,75 | 66,58 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,80 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$101.440,20 | R\$308.460,95 | |
| | 143 | PGV | 201,70 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$100.851,30 | 0,00 | R\$ 1.549,30 | | | | | | | | | | | | R\$0,00 | R\$100.851,30 |
| | 28 | PGV | 146,89 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$73.443,25 | 0,00 | R\$ 1.549,30 | | | | | | | | | | | | R\$0,00 | R\$73.443,25 |
| 3 | 182 | PGV | 266,57 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | R\$146.610,75 | 733,71 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$1.136.731,36 | R\$1.283.342,11 | |
| | 87 | PGV | 538,34 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | R\$296.084,90 | 0,00 | R\$ 1.549,30 | | | | | | | | | | | | R\$0,00 | R\$296.084,90 |
| | 93 | PGV | 243,60 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | R\$133.979,62 | 0,00 | R\$ 1.549,30 | | | | | | | | | | | | R\$0,00 | R\$133.979,62 |
| | 28 | PGV | 79,99 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | R\$43.993,68 | 120,92 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 0,70 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$177.969,58 | R\$221.963,26 | |
| | 12 | PGV | 122,80 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | R\$67.540,55 | 99,29 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$153.828,45 | R\$221.369,00 |
| | 132 | PGV | 148,28 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | R\$81.555,98 | 122,52 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,80 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$186.650,47 | R\$268.206,45 |
| | 23 | PGV | 414,50 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | R\$227.972,42 | 119,12 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 0,70 | 0,60 | 0,80 | 1,10 | 0,70 | 0,80 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$144.565,25 | R\$372.537,66 |
| 45 | PGV | 120,97 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | R\$66.534,00 | 241,94 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 0,90 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$368.594,16 | R\$435.128,16 | |
| 4 | 153 | PGV | 157,02 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,80 | R\$62.807,64 | 185,48 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$287.367,11 | R\$435.174,75 | |
| | 165 | PGV | 135,14 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,80 | R\$54.057,48 | 270,29 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$418.756,10 | R\$472.813,59 | |
| | 175 | PGV | 124,55 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,80 | R\$49.821,52 | 0,00 | R\$ 1.549,30 | | | | | | | | | | | | R\$0,00 | R\$49.821,52 |
| | 185 | PGV | 171,94 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,80 | R\$68.776,56 | 476,88 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$738.830,19 | R\$807.606,75 | |
| | 196 | PGV | 179,78 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,80 | R\$71.913,60 | 45,28 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 0,70 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$59.982,60 | R\$131.896,20 |
| | 206 | PGV | 178,65 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,80 | R\$71.458,32 | 357,29 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 0,70 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$525.873,24 | R\$597.331,56 |
| | 229 | PGV | 149,46 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,80 | R\$59.783,92 | 142,35 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,80 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$216.874,75 | R\$276.658,67 |
| | 237 | PGV | 117,92 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,80 | R\$47.168,52 | 0,00 | R\$ 1.549,30 | | | | | | | | | | | | | R\$0,00 |
| 5 | 114 | PGV | 108,58 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$54.289,00 | 93,87 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$145.432,48 | R\$199.721,48 | |
| | 163 | PGV | 59,42 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$29.710,10 | 171,19 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$265.229,94 | R\$294.940,04 | |
| | 167 | PGV | 59,61 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$29.803,10 | 55,77 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 0,70 | 1,00 | 0,80 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$80.646,77 | R\$110.449,87 | |
| | 104 | PGV | 104,40 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$52.197,90 | 86,91 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,80 | 1,10 | 1,00 | 0,90 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$130.158,95 | R\$182.356,85 |
| | 178 | PGV | 119,02 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$59.510,85 | 357,06 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$553.199,25 | R\$612.710,10 |
| | 94 | PGV | 103,69 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$51.845,45 | 103,69 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,80 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$157.970,38 | R\$209.815,83 |
| | 188 | PGV | 117,19 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$58.596,35 | 337,08 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$522.237,12 | R\$580.833,48 |
| | 84 | PGV | 115,44 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$57.718,65 | 158,60 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,00 | 1,00 | R\$221.142,90 | R\$278.861,55 |

Figura 14 - Tabela com a precificação das 40 unidades de lotes vagos

Fonte: Elaborado pelo autor, compõe a nova PGV.

QUARTA ETAPA: APLICAÇÃO DA FÓRMULA EM AMOSTRAS DE LOTES CONSTRUÍDOS

Nesta etapa foi selecionada aleatoriamente uma amostra de 40 unidades de lotes construídos para estudo do valor venal.

| Clase | Nº de lote (amostra) | TIPO DE PESQUISA | ÁreaLote (m²) | VB (R\$) | Floc | S | P | T | Valor terreno (vt) | ÁreaConstrução (m²) | Vm²Construção (R\$) | Ct | Tr | Tp | Tc | Te | Is | Ie | E | St | Valor Edificação (Ve) | VALOR TOTAL (R\$) | | | |
|-------|----------------------|------------------|---------------|------------|------|------|------|------|--------------------|---------------------|---------------------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|-----------------------|-------------------|---------------|---------------|---------------|
| 1 | 93 | PGV | 87,90 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 0,70 | 1,00 | R\$30.765,58 | 87,90 | R\$1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$133.916,27 | R\$164.681,85 | | | |
| | 103 | PGV | 52,56 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 0,70 | 1,00 | R\$18.396,46 | 52,56 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$80.076,01 | R\$98.472,47 | | |
| | 125 | PGV | 96,22 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 0,70 | 1,00 | R\$33.675,94 | 96,22 | R\$ 1.549,30 | 1,25 | 1,00 | 1,00 | 0,70 | 1,00 | 0,70 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$167.702,57 | R\$201.378,52 | | |
| | 23 | PGV | 165,14 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 0,70 | 1,00 | R\$57.797,58 | 165,14 | R\$ 1.549,30 | 0,88 | 1,00 | 1,00 | 0,70 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$213.886,51 | R\$271.684,09 | |
| | 36 | PGV | 111,76 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 0,70 | 1,00 | R\$39.115,76 | 111,76 | R\$ 1.549,30 | 0,88 | 1,00 | 1,00 | 0,70 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,00 | 1,00 | R\$130.277,08 | R\$169.392,84 | |
| | 49 | PGV | 81,95 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 0,70 | 1,00 | R\$28.682,04 | 81,95 | R\$ 1.549,30 | 1,25 | 1,00 | 0,70 | 0,90 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$148.123,60 | R\$176.805,64 | |
| | 80 | PGV | 110,97 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 0,70 | 1,00 | R\$38.838,09 | 110,97 | R\$ 1.549,30 | 1,25 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$211.317,79 | R\$250.155,88 | |
| | 87 | PGV | 99,96 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 0,70 | 1,00 | R\$34.985,75 | 99,96 | R\$ 1.549,30 | 0,88 | 1,00 | 1,00 | 0,70 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$129.468,75 | R\$164.454,50 | |
| 2 | 131 | PGV | 146,16 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 0,80 | 1,00 | R\$51.454,41 | 146,16 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$226.449,26 | R\$277.903,67 | | |
| | 168 | PGV | 128,64 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 0,80 | 1,00 | R\$54.779,78 | 128,64 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 0,70 | 0,70 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 0,80 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$169.401,41 | R\$224.181,19 | |
| | 75 | PGV | 136,95 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$68.474,73 | 136,95 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$212.175,78 | R\$280.650,51 | |
| | 120 | PGV | 66,40 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$33.201,16 | 66,40 | R\$ 1.549,30 | 1,25 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$128.596,41 | R\$161.797,57 | |
| | 151 | PGV | 34,83 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$17.416,98 | 34,83 | R\$ 1.549,30 | 1,25 | 0,70 | 1,00 | 0,90 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$62.962,97 | R\$80.379,95 | |
| | 74 | PGV | 119,00 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$59.497,75 | 119,00 | R\$ 1.549,30 | 0,88 | 1,00 | 1,00 | 0,70 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$154.124,74 | R\$213.622,49 | |
| | 59 | PGV | 86,28 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$43.142,34 | 86,28 | R\$ 1.549,30 | 1,25 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$164.316,06 | R\$207.458,40 | |
| | 49 | PGV | 112,48 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$56.238,02 | 112,48 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$171.354,82 | R\$227.592,84 | |
| 3 | 90 | PGV | 186,24 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$93.120,25 | 186,24 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,10 | 0,90 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$293.351,46 | R\$386.471,71 | |
| | 73 | PGV | 396,82 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$198.408,25 | 396,82 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 0,90 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$604.541,34 | R\$802.949,59 | |
| | 31 | PGV | 181,50 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$90.752,17 | 181,50 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$281.204,66 | R\$371.956,83 | |
| | 11 | PGV | 33,75 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$16.874,75 | 33,75 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$52.288,11 | R\$69.162,86 |
| | 32 | PGV | 69,56 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | R\$38.256,14 | 69,56 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$107.764,06 | R\$146.020,19 |
| | 157 | PGV | 55,44 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | R\$30.492,99 | 55,44 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$201.855,58 | R\$232.348,57 |
| | 188 | PGV | 65,13 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$32.563,08 | 65,13 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$100.899,96 | R\$133.463,04 |
| | 288 | PGV | 79,87 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$39.936,68 | 79,87 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$123.747,80 | R\$163.684,48 |
| 4 | 42 | PGV | 82,13 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$41.064,15 | 82,13 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$127.241,38 | R\$168.305,53 | |
| | 198 | PGV | 165,44 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$82.721,70 | 165,44 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 0,90 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$252.049,44 | R\$334.771,14 | |
| | 17 | PGV | 27,48 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | R\$15.116,50 | 27,48 | R\$ 1.549,30 | 1,25 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$53.227,26 | R\$68.343,77 | |
| | 165 | PGV | 53,89 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$26.945,98 | 53,89 | R\$ 1.549,30 | 1,25 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$104.368,51 | R\$131.314,49 |
| | 189 | PGV | 107,26 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$53.631,86 | 107,26 | R\$ 1.549,30 | 1,25 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$207.729,61 | R\$261.361,47 |
| | 361 | PGV | 38,64 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$19.321,76 | 38,64 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$59.870,42 | R\$79.192,18 |
| | 406 | PGV | 13,60 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$6.799,96 | 13,60 | R\$ 1.549,30 | 1,25 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$26.337,93 | R\$33.137,88 |
| | 571 | PGV | 32,92 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$16.459,41 | 32,92 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$51.001,13 | R\$67.460,54 |
| 5 | 50 | PGV | 47,73 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | R\$26.250,70 | 47,73 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,10 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$75.178,28 | R\$101.428,98 | |
| | 57 | PGV | 87,92 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | R\$48.354,59 | 87,92 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,10 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$138.480,64 | R\$186.835,23 |
| | 190 | PGV | 86,69 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$43.346,28 | 86,69 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$134.312,79 | R\$177.659,07 |
| | 192 | PGV | 14,64 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$7.317,75 | 14,64 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$22.674,78 | R\$29.992,53 |
| | 121 | PGV | 141,19 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$70.594,79 | 141,19 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$218.745,03 | R\$289.339,83 |
| | 114 | PGV | 140,75 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$70.376,04 | 140,75 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$218.067,21 | R\$288.443,26 |
| | 92 | PGV | 106,10 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$53.051,88 | 106,10 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$180.825,20 | R\$233.877,07 |
| | 414 | PGV | 26,11 | R\$ 500,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$13.055,37 | 26,11 | R\$ 1.549,30 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,10 | 1,00 | 1,00 | 0,90 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | 1,00 | R\$39.779,34 | R\$52.834,51 |

Figura 15 - Tabela com a precificação das 40 unidades construídas

Fonte: Elaborado pelo autor, compõe a nova PGV.

3.3. Metodologia de generalização da nova planta genérica de valores do município de Irupi - ES

De acordo com as prerrogativas e diante da generalidade prevista em Norma, o método comparativo de dados de mercado pode, na era moderna, se associar a ciência moderna da Geoestatística, responsável pela criação de zonas homogêneas e assumindo grupos setorizados. Para a comparação das avaliações de acordo com suas variáveis e, ainda, aplicação da Inteligência Artificial, via Aprendizagem de Máquina, responsável por classificar imóveis com muitas características, o objetivo maior é encontrar a equidade imobiliária, ou seja, encontrar seus pontos comuns da avaliação em massa.

Em relação a metodologia escolhida, a NBR 14653-1 abre em seu item 8.1.2 a possibilidade de o engenheiro de avaliações empregar outros procedimentos justificados, ou seja, muitas vezes complementar o método para as particularidades da avaliação (ABNT, 2001).

Para a atualização da Planta Genérica de Valores de Irupi-ES foram utilizados os princípios científicos de equidade imobiliária, aplicados conforme orientações da Portaria Federal nº 511 de 07 de dezembro de 2009, do Ministério das Cidades, através das metodologias da Geoestatística, principal ciência responsável pela criação de zonas homogêneas; Aprendizagem de Máquina, principal ciência responsável por classificar imóveis com muitas características a serem avaliadas e levadas em consideração; NBR 14.653 de 2011, procedimentos gerais de avaliação imobiliária em massa.

No que tange a Geoestatística e a Aprendizagem de Máquina, a classificação imobiliária contou com uma setorização de 1 a 4 e uma classificação de 1 a 5 para lotes, e com classificação de 1 a 5 para construções:

| | |
|----|--|
| 1. | No Centro Comercial: (Ruas contidas: Jalmas Gomes de Freitas, Laurentina Miranda Leal, João Costa, Cecílio Frenandes, Reni Muzzi Sangy, Geralda Alves de Oliveira, Dr. Ari Miranda Leal). |
| | LOTE: quando o lote possuir frentes múltiplas, topografia plano, possuir todos os equipamentos urbanos e não for alagável, ele é CLASSE 5; se o imóvel possuir apenas uma frente, for plano ou quase plano, possuir todos os equipamentos urbanos e não for alagável, será CLASSE 4; quando o imóvel possuir apenas uma frente, até 3 equipamentos urbanos, topografia aclive ou declive e não for alagável, será CLASSE 3; se o imóvel possuir apenas uma frente, topografia aclive ou declive, possuir menos de 3 equipamentos urbanos e for alagável, será CLASSE 2; se o imóvel for encravado, possuir até dois equipamentos urbanos. Topografia combinação e for alagável, será CLASSE 1. |
| 2. | Bairros do entorno do Centro Comercial: (Bairros: João Tomaz, Jequitibá, Bom Pastor) |
| | LOTE: quando o lote possuir frentes múltiplas, topografia plano, possuir todos os equipamentos urbanos e não for alagável, ele é CLASSE 5; se o imóvel possuir apenas uma frente, topografia plano ou quase |

| |
|---|
| plano, possuir todos os equipamentos urbanos e não for alagável, será CLASSE 4; quando o imóvel possuir apenas uma frente, até 3 equipamentos urbanos, topografia aclave ou declive e não for alagável, será CLASSE 3; se o imóvel possuir apenas uma frente, topografia aclave ou declive, possuir menos de 3 equipamentos urbanos e for alagável, será CLASSE 2; se o imóvel for encravado, possuir até dois equipamentos urbanos, topografia combinação e for alagável, será CLASSE 1. |
| 3. Bairros periféricos e de apelo social: (Bairros: Carolino Barbosa, João Butica, Loteamento Romildo Tomaz). |
| LOTE: quando o lote possuir frentes múltiplas, topografia plano, possuir todos os equipamentos urbanos e não for alagável, ele é CLASSE 5; se o imóvel possuir apenas uma frente, topografia plano ou quase plano, possuir todos os equipamentos urbanos e não for alagável, será CLASSE 4; quando o imóvel possuir apenas uma frente, até 3 equipamentos urbanos, topografia aclave ou declive e não for alagável, será CLASSE 3; se o imóvel possuir apenas uma frente, topografia aclave ou declive, possuir menos de 3 equipamentos urbanos e for alagável, será CLASSE 2; se o imóvel for encravado, possuir até dois equipamentos urbanos, topografia combinação e for alagável, será CLASSE 1. |
| 4. Bairros Especiais: (Bairros: Laurentino Antônio de Faria, Wilson Fernandes). |
| LOTE: quando o lote possuir frentes múltiplas, topografia plano, possuir todos os equipamentos urbanos e não for alagável, ele é CLASSE 5; se o imóvel possuir apenas uma frente, topografia plano ou quase plano, possuir todos os equipamentos urbanos e não for alagável, será CLASSE 4; quando o imóvel possuir apenas uma frente, até 3 equipamentos urbanos, topografia aclave ou declive e não for alagável, será CLASSE 3; se o imóvel possuir apenas uma frente, topografia aclave ou declive, possuir menos de 3 equipamentos urbanos e for alagável, será CLASSE 2; se o imóvel for encravado, possuir até dois equipamentos urbanos, topografia combinação e for alagável, será CLASSE 1. |

| CONSTRUÇÕES (não mudam por setor/bairro) | |
|--|---|
| Classe 1 | <ul style="list-style-type: none"> • Casa/Especial/Prédio/Apartamento: em sua maioria sendo de revestimento sem ou emboco/reboco, com piso de terra batida ou cimento em sua maioria, sem forro, cobertura de fibrocimento em grande parte ou palha, sem instalação sanitária sem e alguns interna completa, instalação elétrica sem e alguns embutida e aparente, estrutura de alvenaria ou de madeira, situação fundos, posição alinhada e com estado de conservação mau ou regular. • Telheiro: todos que não tenham instalações sanitárias e elétricas aparentes e de fundos. • Galpão/Indústria: todos que não tenham instalações sanitárias ou simples, elétricas aparentes, de alvenaria, sem revestimento, sem forro, situação fundos, posição alinhada e com estado de conservação mau ou regular. • Estacionamento/garagem: sem revestimento, com cobertura de palha. • Loja/Comércio/Escritório/Sala Comercial: em sua maioria sendo de revestimento sem ou emboco/reboco, com piso de terra batida ou cimento em sua maioria, sem forro, cobertura de fibrocimento em grande |

| | |
|----------|--|
| | <p>parte ou palha, sem instalação sanitária sem e alguns interna completa, instalação elétrica sem e alguns embutida e aparente, estrutura de alvenaria ou de madeira, situação fundos, posição alinhada e com estado de conservação mau ou regular, geminada ou conjugada.</p> |
| Classe 2 | <ul style="list-style-type: none"> • Casa/Especial/Prédio/Apartamento: em sua maioria sendo de revestimento emboco/reboco, com piso de cimento em sua maioria, sem forro, cobertura de fibrocimento em grande parte, com instalação sanitária simples, instalação elétrica aparente, estrutura de alvenaria ou de madeira, situação frente, posição alinhada e com estado de conservação regular. • Telheiro: todos que tenham instalações sanitárias, elétricas aparentes e de frente. • Galpão/Indústria: todos que não tenham instalações sanitárias ou simples, elétricas aparentes, de alvenaria, sem revestimento ou com revestimento de madeira, sem forro, situação frente, posição alinhada e com estado de conservação regular. • Estacionamento/garagem: sem revestimento, cobertura de fibrocimento ou telha. • Loja/Comércio/Escritório/Sala Comercial: em sua maioria sendo de revestimento sem ou emboco/reboco, com piso de terra batida ou cimento em sua maioria, sem forro, cobertura de fibrocimento em grande parte ou palha, sem instalação sanitária sem e alguns interna completa, instalação elétrica sem e alguns embutida e aparente, estrutura de alvenaria ou de madeira, situação fundos, posição alinhada e com estado de conservação mau ou regular, geminada ou conjugada. |
| Classe 3 | <ul style="list-style-type: none"> • Casa/Especial/Prédio/Apartamento: em sua maioria sendo de revestimento cerâmico, com forro de madeira ou PVC, com piso de cimento em sua maioria e alguns com cerâmica, cobertura de telha em grande parte, com instalação mais de uma interna, instalação elétrica embutida, estrutura de alvenaria ou concreto, situação frente, posição recuada e com estado de conservação bom. • Telheiro: todos que tenham instalações sanitárias, elétricas embutidas e de frente. • Galpão/Indústria: instalações sanitárias ou simples, elétricas embutidas, de alvenaria |

| | |
|----------|--|
| | <p>ou concreto, revestimento cerâmico, com forro, situação frente, posição recuada e com estado de conservação bom.</p> <ul style="list-style-type: none"> • Estacionamento/garagem: com revestimento, cobertura de fibrocimento ou telha. • Loja/Comércio/Escritório/Sala Comercial: em sua maioria sendo de revestimento sem ou emboco/reboco, com piso de terra batida ou cimento em sua maioria, sem forro, cobertura de fibrocimento em grande parte ou palha, sem instalação sanitária sem e alguns interna completa, instalação elétrica sem e alguns embutida e aparente, estrutura de alvenaria ou de madeira, situação fundos, posição alinhada e com estado de conservação mau ou regular, superposta. |
| Classe 4 | <ul style="list-style-type: none"> • Casa/Especial/Prédio/Apartamento: em sua maioria sendo de revestimento cerâmico, com piso de cimento em sua maioria e alguns com cerâmica, com forro de laje, cobertura de telha em grande parte e laje, com instalação mais de uma interna, instalação elétrica embutida, estrutura de concreto, situação frente, posição recuada e com estado de conservação ótimo. • Telheiro: nenhum. • Galpão/Indústria: instalações sanitárias ou simples, elétricas embutidas, de concreto, revestimento cerâmico, com forro, situação frente, posição recuada e com estado de conservação ótimo. • Estacionamento/garagem: nenhum. • Loja/Comércio/Escritório/Sala Comercial: em sua maioria sendo de revestimento sem ou emboco/reboco, com piso de terra batida ou cimento em sua maioria, sem forro, cobertura de fibrocimento em grande parte ou palha, sem instalação sanitária sem e alguns interna completa, instalação elétrica sem e alguns embutida e aparente, estrutura de alvenaria ou de madeira, situação fundos, posição alinhada e com estado de conservação mau ou regular, isolada. |
| Classe 5 | <ul style="list-style-type: none"> • Casa/Especial/Prédio/Apartamento: em sua maioria sendo de revestimento cerâmico, com piso de cimento em sua maioria e alguns com cerâmica, com forro de laje, cobertura de telha ou laje, com instalação mais de uma interna, instalação elétrica embutida, estrutura concreto, |

| | |
|--|---|
| | <p>situação frente, posição recuada e com estado de conservação ótimo.</p> <ul style="list-style-type: none"> • Telheiro: nenhum. • Galpão/Indústria: nenhum. • Estacionamento/garagem: nenhum. • Loja/Comércio/Escritório/Sala Comercial: em sua maioria sendo de revestimento sem ou emboco/reboco, com piso de terra batida ou cimento em sua maioria, sem forro, cobertura de fibrocimento em grande parte ou palha, sem instalação sanitária sem e alguns interna completa, instalação elétrica sem e alguns embutida e aparente, estrutura de alvenaria ou de madeira, situação fundos, posição alinhada e com estado de conservação mau ou regular, isolada. |
|--|---|

3.4. Aprendizagem de máquina para precificação dos imóveis

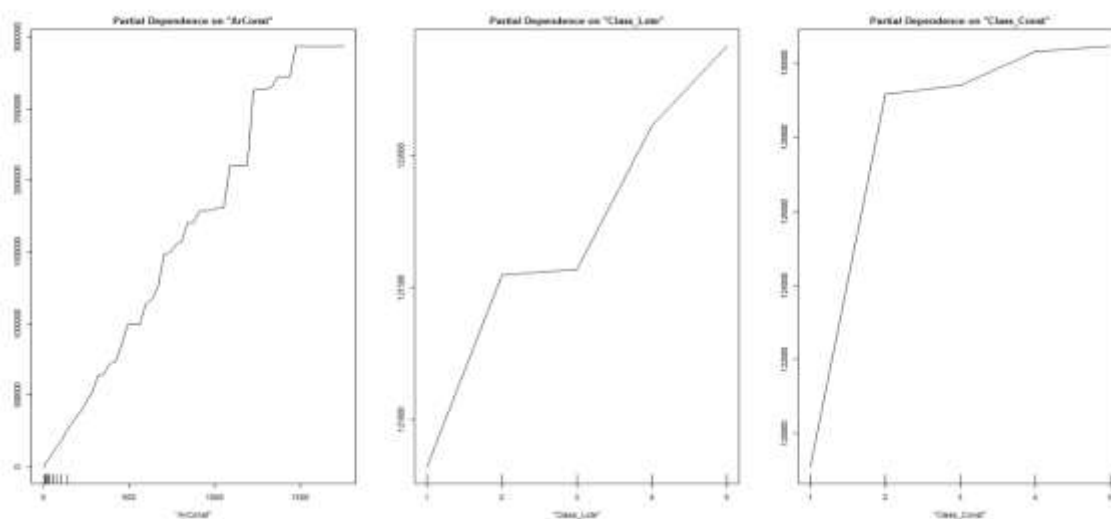
Após a avaliação e precificação de 40 imóveis para lotes e os 40 imóveis com unidades construídas, conforme apresentado anteriormente, com o intuito de redução do erro amostral e aumento da acurácia da modelagem utilizou-se o *software R* versão 4.0.4 para replicar a precificação dos imóveis de acordo com as equações (15) e (16) para os cálculos dos valores venais de mais 535 e 1960 amostras para lotes e unidades construídas totalizando assim 575 e 2000 amostras, respectivamente. Em seguida, realizou o treinamento do algoritmo *Random Forest* (RF) de precificação em massa dos imóveis.

O modelo de florestas aleatórias foi estimado inicialmente sobre a base de dados para o aprendizado da máquina, citada anteriormente, cujo treinamento foi composto por 70% dos dados amostrais e o grupo de teste por 30% tanto nos lotes como nas unidades construídas. Foram utilizadas como preditoras as variáveis independentes: Classificação das Construções (Class_Const), Classificação dos Lotes (Class_Lote) e a área em m² das construções (ArConst) para precificar as unidades construídas; e as variáveis: Classificação dos Lotes (Class_Lote), Área total do terreno (ArTerreno) e Área total da construção (ArTotConst) para precificar os lotes. Por fim, após a validação dos dados gerou-se a precificação em massa dos 1.907 Lotes e 6.708 unidades construídas contidas na base de dados.

4. RESULTADOS E DISCUSSÃO

Os modelos em que envolvam árvores de decisão não permitem avaliar diretamente como cada preditor está associado com a variável resposta (Oliveira,2020), então com o gráfico de dependência parcial é possível avaliar esta associação visualmente. Esse gráfico mostra o efeito da marginal de um preditor no valor predito pelo modelo. A partir dele, é possível investigar qual a forma e o sentido da relação entre cada preditor e a variável resposta. Estes gráficos podem mostrar se essa relação é linear, monotônica ou mais complexa. (HASTIE, T.; TIBSHIRANI, R.; FRIEDMAN, J., 2009, p. 369; Amorim, 2019, p.7 *apud* Oliveira, 2020). De acordo com o Gráfico 1 vemos com destaque para o aumento do preço unitário à medida que se aumentam as classes e o tamanho das construções, embora haja alguns pontos em que o aumento da área mantém os valores constantes.

Gráfico 1 - Dependência parcial do preço unitário das construções com o modelo RF.

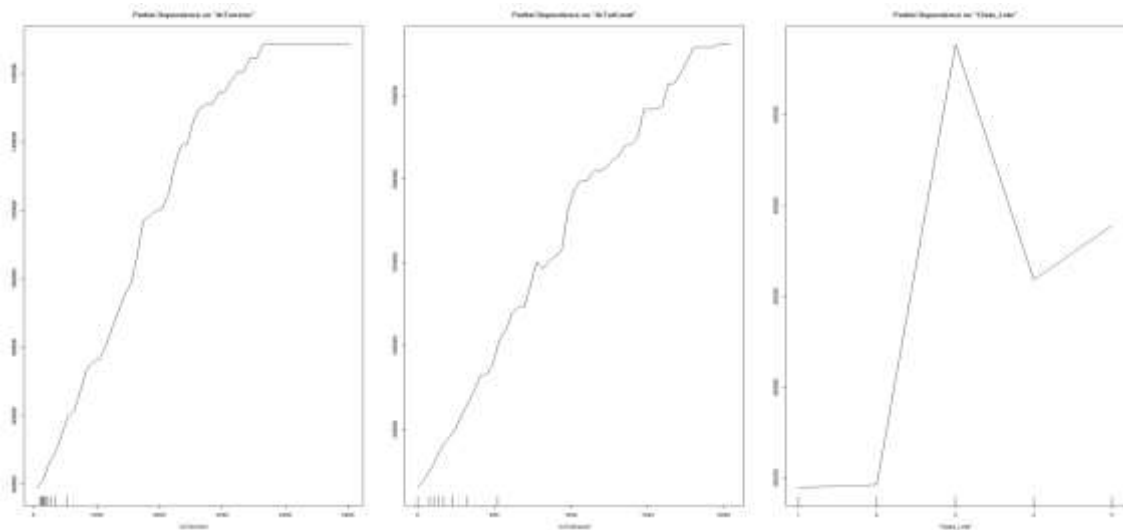


Fonte: Elaborado pelo autor a partir dos dados da pesquisa.

De acordo com o Gráfico 2 nota-se para o aumento do preço unitário do lote à medida que se aumentam o tamanho das construções e o tamanho dos lotes, no entanto, quando se observa a dependência parcial das classes destaca-se o lento crescimento da

classe 1 para a 2, um crescimento acelerado da classe 2 para a 3 e o decaimento do preço unitário na mudança da classe 3 para a 4.

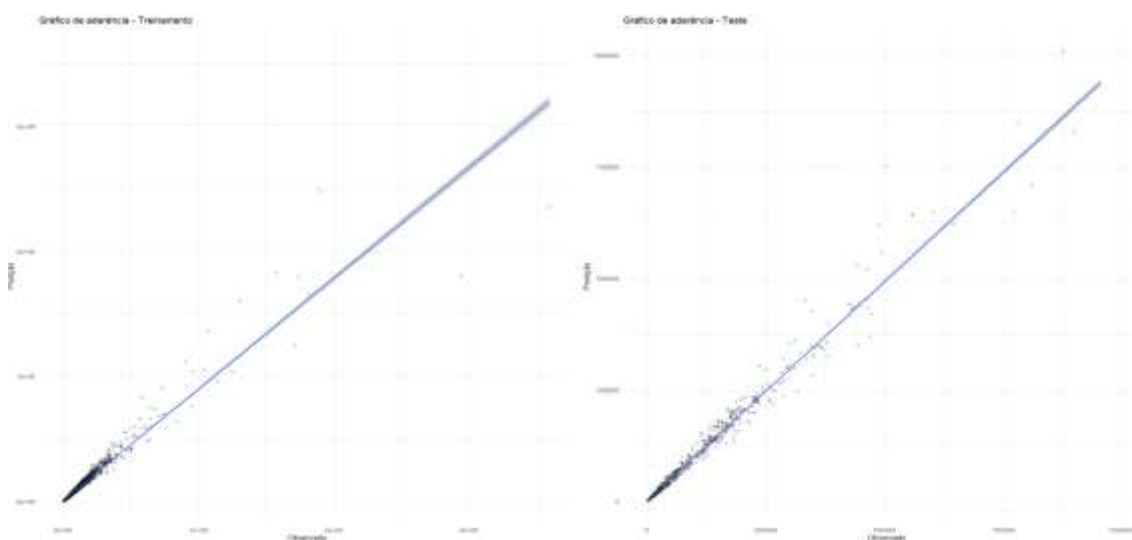
Gráfico 2 - Dependência parcial do preço unitário dos Lotes com o modelo RF.



Fonte: Elaborado pelo autor a partir dos dados da pesquisa.

Através do Gráfico 3, à esquerda, também se observa a falta de ajuste em algumas construções com preços relativamente altos, entretanto, a aderência dos dados se mostra muito mais eficaz. O coeficiente de determinação (R^2) para os dados *out-of-bag* foi de 0,9263. Analogamente, o Gráfico 3, à direita, mostra a dispersão entre os valores observados e estimados sobre a base de teste. O coeficiente de determinação (R^2) apresentado no modelo foi de 0,9701.

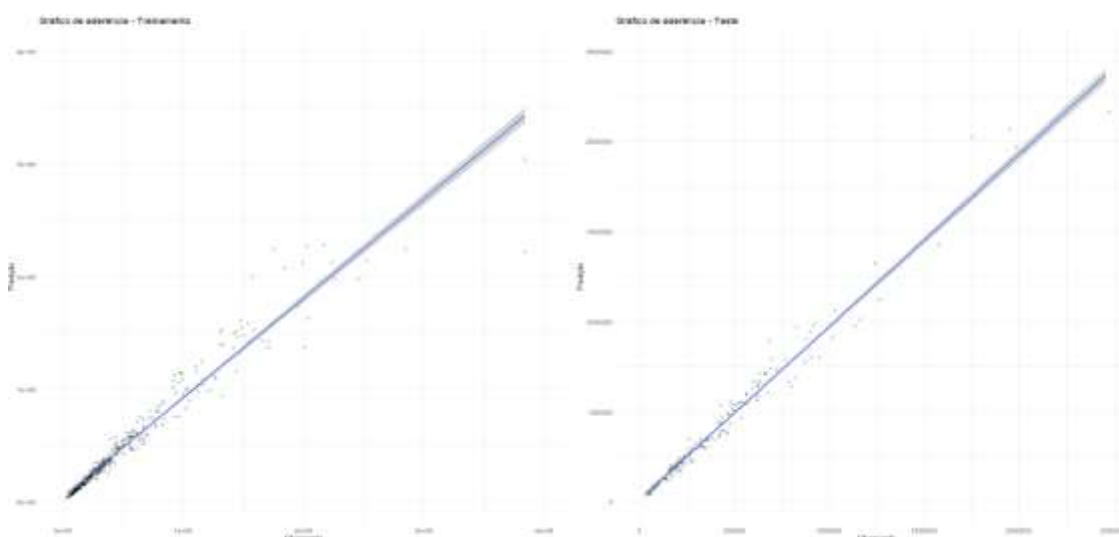
Gráfico 3 - Dispersão do valor observado (R\$) x valor predito (R\$) do modelo RF sobre as amostras de treinamento e teste das unidades construídas.



Fonte: Elaborado pelo autor a partir dos dados da pesquisa.

Pelo Gráfico 4, à esquerda, nota-se a falta de ajuste em alguns lotes com preços relativamente altos, no entanto, a aderência dos dados mostrou eficaz. O coeficiente de determinação (R^2) para os dados *out-of-bag* foi de 0,9402. Analogamente, o Gráfico 4, à direita, mostra a dispersão entre os valores observados e estimados sobre a base de teste. O coeficiente de determinação (R^2) apresentado no modelo foi de 0,9653.

Gráfico 4 - Dispersão do valor observado (R\$) x valor predito (R\$) do modelo RF sobre as amostras de treinamento e teste dos lotes.



Fonte: Elaborado pelo autor a partir dos dados da pesquisa.

Após o treinamento e validação dos modelos realizou-se a predição das 6708 unidades construídas e dos 1907 lotes no município de Irupi, cuja análise descritiva é apresentada nas tabelas 19 e 20 a seguir.

| Classe | N | Percentual | Média(R\$) | CV% | Mediana(R\$) | Mínimo(R\$) | Máximo(R\$) |
|--------------|-------------|-------------|------------------|---------------|-----------------|----------------|---------------------|
| 1 | 4834 | 72,1% | 113.545,67 | 137,95 | 67.092,45 | 1.517,34 | 2.944.844,00 |
| 2 | 1199 | 17,9% | 112.506,71 | 167,30 | 51.729,11 | 1584,45 | 2.947.117,00 |
| 3 | 570 | 8,5% | 167.523,78 | 91,28 | 140.954,12 | 3889,02 | 1.591.057,00 |
| 4 | 88 | 1,3% | 139.708,15 | 70,80 | 127.617,59 | 9.952,03 | 401.624,60 |
| 5 | 17 | 0,3% | 188.034,62 | 67,87 | 198.344,07 | 33.229,65 | 547.601,00 |
| Total | 6708 | 100% | 118479,00 | 137,15 | 69812,00 | 1517,34 | 2.947.117,00 |

Tabela 19 - Estatísticas descritivas do preço unitário das construções por classe.

Fonte: Elaborado pelo autor a partir dos dados da pesquisa.

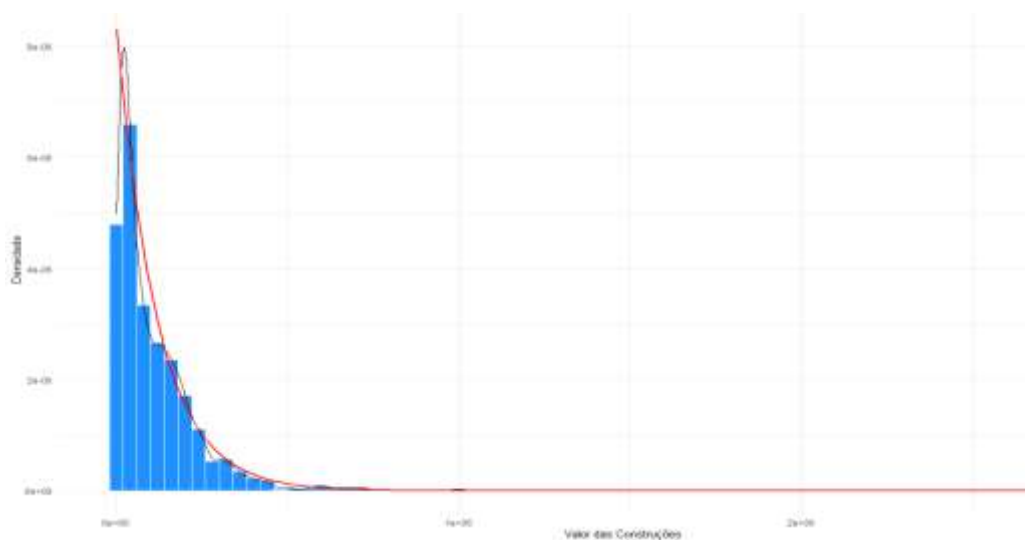
| Classe | N | Percentual | Média(R\$) | CV% | Mediana(R\$) | Mínimo(R\$) | Máximo(R\$) |
|--------------|-------------|-------------|-------------------|---------------|-------------------|------------------|---------------------|
| 1 | 11 | 0,58% | 410.470,79 | 50,56 | 471.111,51 | 127.206,80 | 668.966,80 |
| 2 | 205 | 10,75% | 295.728,27 | 121,67 | 131.344,03 | 33.393,09 | 2.350.700,00 |
| 3 | 775 | 40,64% | 499.142,47 | 102,55 | 324.759,14 | 35.787,71 | 3.567.118,00 |
| 4 | 60 | 3,15% | 418.025,11 | 80,12 | 315.596,20 | 36.851,57 | 1.941.667,00 |
| 5 | 856 | 44,89% | 517.610,27 | 97,73 | 347.039,26 | 36.682,60 | 3.618.560,05 |
| Total | 1907 | 100% | 482.502,00 | 102,23 | 319.012,00 | 33.393,09 | 3.618.560,05 |

Tabela 20 - Estatísticas descritivas do preço dos lotes por classe.

Fonte: Elaborado pelo autor a partir dos dados da pesquisa.

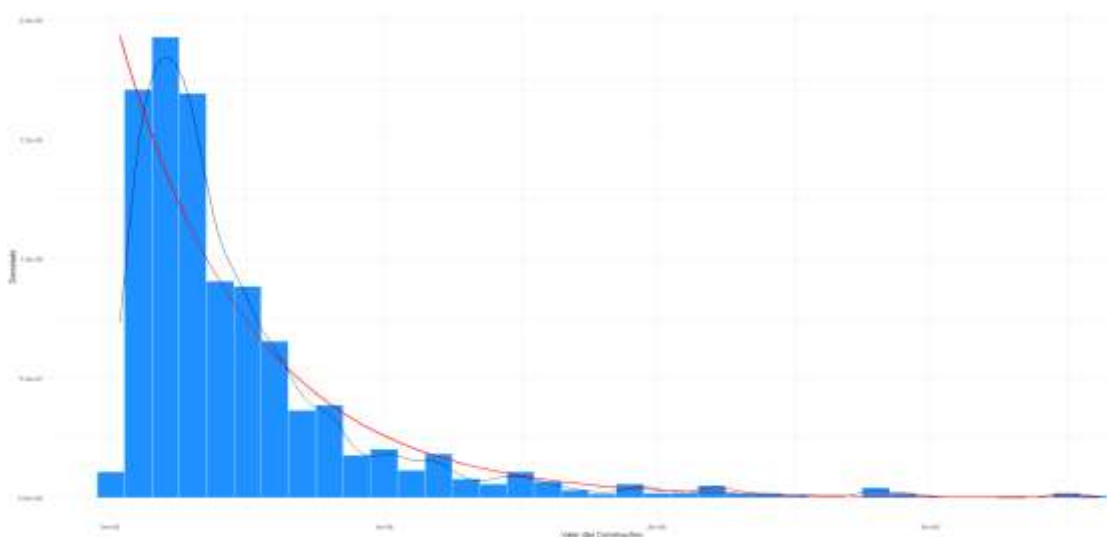
Através dos gráficos 5 e 6, referente as unidades construídas e lotes, respectivamente, observamos que os valores preditos das unidades construídas possuem uma assimetria de 6,1 à direita e curtose de 68,7. Já os valores preditos dos lotes temos uma assimetria de 2,69 à direita e curtose de 9,35. Sendo assim, observa-se a presença da não normalidade, logo utilizou-se as estatísticas não-paramétricas para avaliar as variáveis contínuas. Além disso, utilizou-se o ajuste de máxima verossimilhança da distribuição exponencial, $f(x) = \lambda e^{-\lambda x}$, com os respectivos parâmetros $\hat{\lambda} = 8.422582e-06$ e $\hat{\lambda} = 2.072531e-06$.

Gráfico 5 - Histograma com a densidade do preço unitário das construções analisadas.



Fonte: Elaborado pelo autor a partir dos dados da pesquisa.

Gráfico 6 - Histograma com a densidade do preço unitário dos lotes analisados.



Fonte: Elaborado pelo autor a partir dos dados da pesquisa.

A fim de testar se existia diferenças estatísticas significativas entre o observado e o predito, aplicou-se o teste de postos sinalizados de Mann-Whitney-

Wilcoxon que tem como hipótese nula (teste bilateral) a igualdade de medianas, e hipótese alternativa, a diferença entre elas. Este teste foi escolhido, dado a não normalidade observada na distribuição dos resíduos, segundo o teste de Anderson-Darling. Em todos os testes, realizados dois a dois, entre os conjuntos de treino, teste, e todo o banco de dados, não encontrou evidências para rejeitar a hipótese nula de que as medianas dos dados são iguais com significância de 5%. Isso nos leva a concluir que não existem diferenças significativas entre as medianas dos valores preditos para os valores reais, ou seja, não há diferenças estatisticamente significantes em tais medidas, concluindo assim que os grupos são da mesma população.

Nesse contexto, as Figuras 16, 17, 18 e 19 apresentadas abaixo, desempenham um papel fundamental ao fornecerem representações cartográficas que auxiliam na interpretação e análise dos dados coletados. A Figura 16 apresenta uma planta genérica que ilustra os valores dos lotes vagos no município, enquanto a Figura 17 retrata os valores dos lotes ocupados. A Figura 18 lança luz sobre as unidades construídas na área estudada. Por fim, a Figura 19 oferece uma visão abrangente ao apresentar a planta genérica de valores completa do município de Irupi, no estado do Espírito Santo.

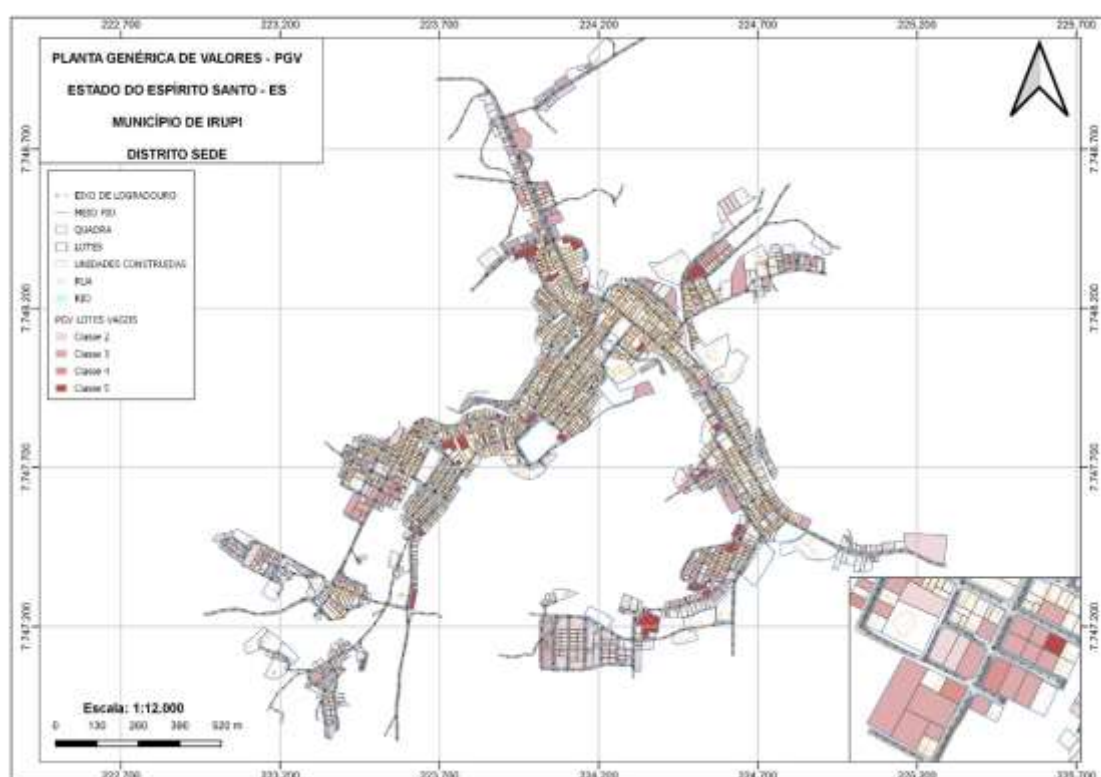


Figura 16 - Representação Cartográfica da PGV – Planta Genérica de Valores dos Lotes Vagos do Município de Irupi – ES

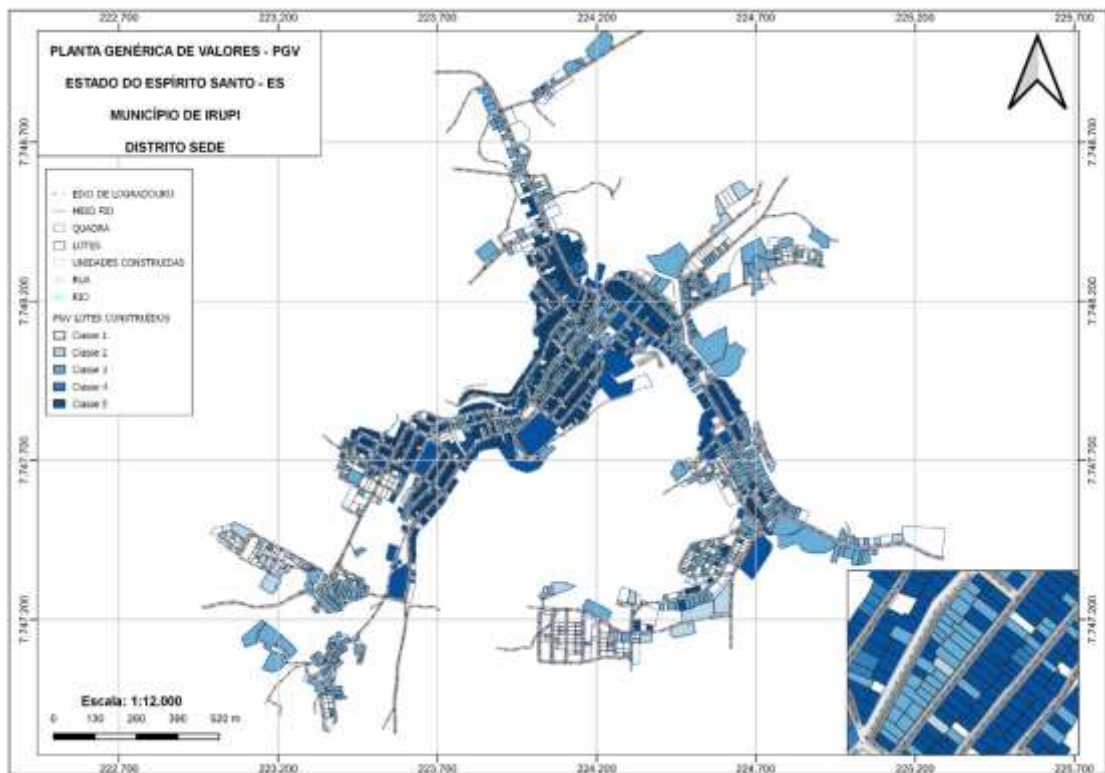


Figura 17 - Representação Cartográfica da PGV – Planta Genérica de Valores dos Lotes Município de Irupi - ES

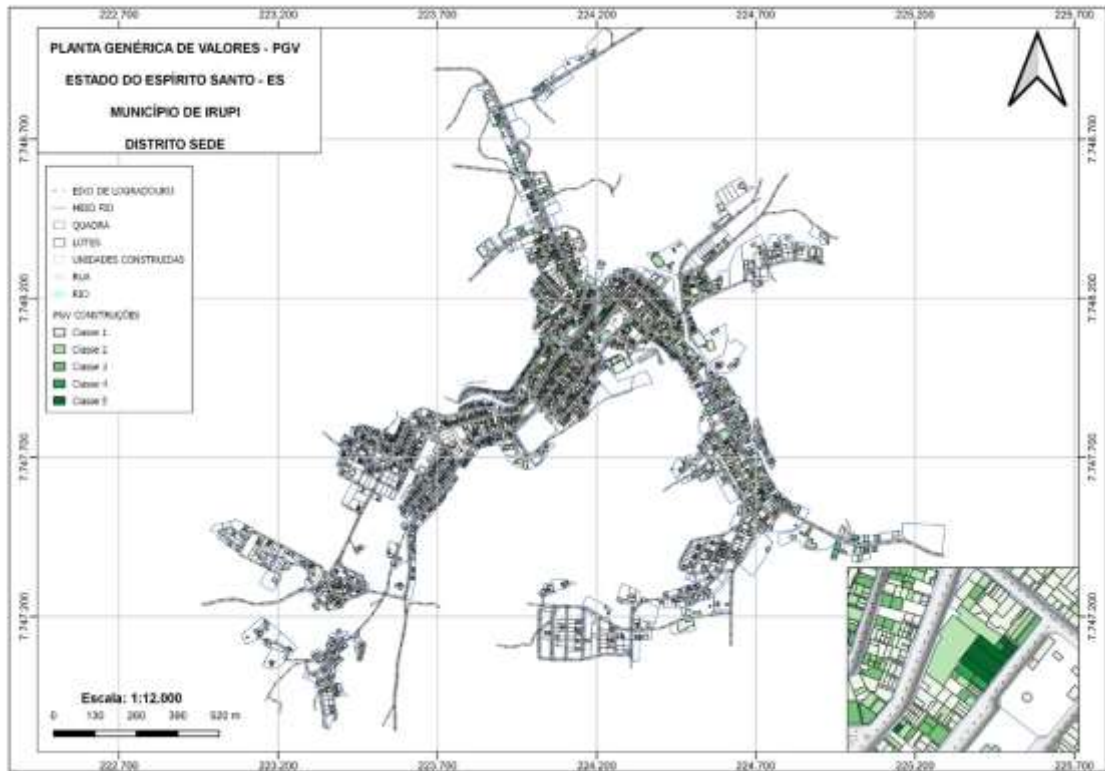


Figura 18 - Representação Cartográfica da PGV – Planta Genérica de Valores das Unidades Construídas do Município de Irupi - ES

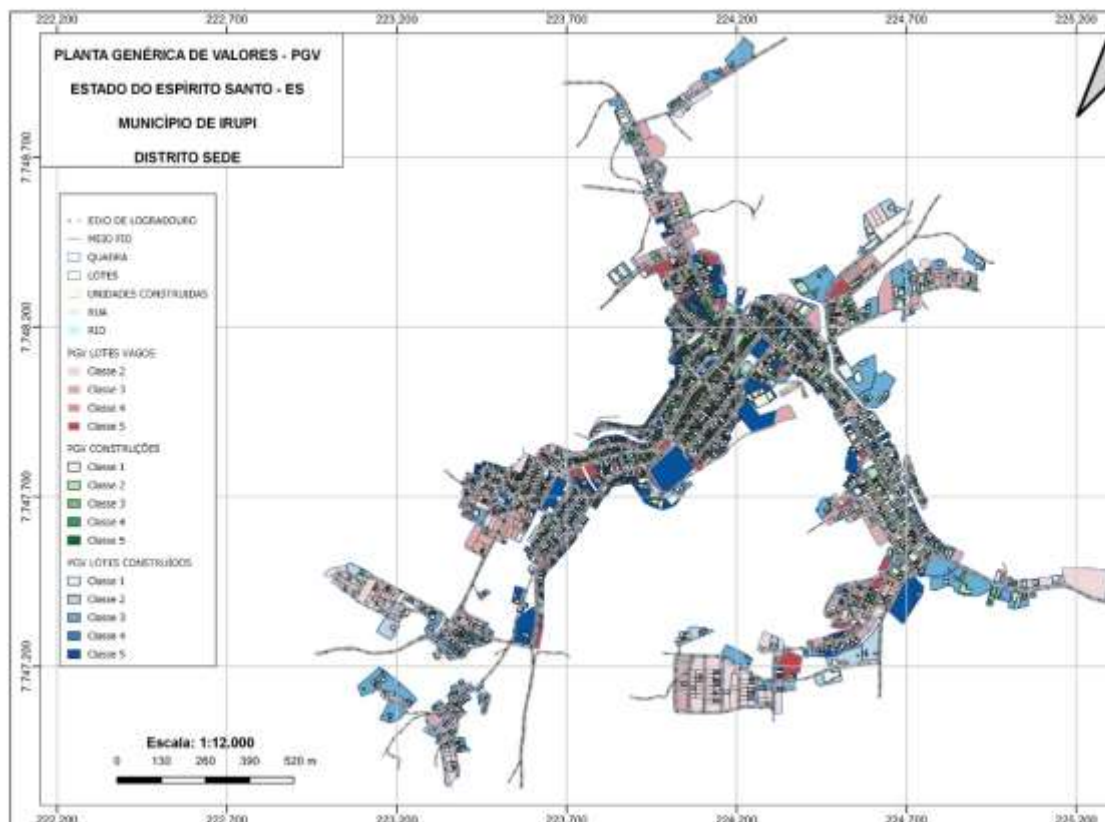


Figura 19 – Representação Cartográfica da PGV – Planta Genérica de Valores Completa do Município de Irupi - ES

5. CONCLUSÃO

A PGV - Planta Genérica de Valores de Irupi-ES adotou todas as etapas fundamentais da avaliação em massa de imóveis urbanos para a sede do município, conforme a NBR 14.653 de 2019, partindo da atualização cadastral imobiliária através de uma CTC - Cooperação Técnico-Científica com o Grupo de Pesquisa GeoTec/CNPq – Geociências Aplicadas e Tecnologias do IPPDS – Instituto de Políticas Públicas e Desenvolvimento Sustentável da UFV – Universidade Federal de Viçosa visando a realização do CTM – Cadastro Territorial Multifinalitário nos moldes da Portaria 511 de 2009, Lei 13.465 de 2017 e Decreto 9.310 de 2018.

A PGV de Irupi-ES foi construída pautada no uso de princípios científicos de equidade imobiliária através de Aerofotogrametria, Geoprocessamento, Topografia, Geoestatística, Inteligência Artificial via Aprendizagem de Máquina e Avaliação em Massa de Imóveis.

Após a atualização cadastral dos imóveis urbanos da sede do município, adotou-se 8 (oito) etapas, partindo da construção de fórmulas para o método comparativo, preconizado pela NBR, passando pelas etapas amostrais e de generalização populacional, até a validação em campo da classificação e precificação imobiliária.

O processo amostral passou por duas fases distintas, iniciando com um erro amostral controlado de 10% e concluindo com um erro amostral controlado de 2%. Já o processo de Inferência Estatística foi realizado por Inteligência Artificial via Aprendizagem de Máquina, treinamento este realizado pelos avaliadores em massa do projeto, e tendo como acurácia geral de 97%.

Por meio deste estudo obtivemos que: banco de dados georreferenciados com características multiusuário, multicamada e multifinalitário; sistema de informação geográfica opensource; sistema de informação geográfica web; PGV para lotes vagos, PGV para lotes construídos e PGV para construções; plantas e memoriais para fins de Regularização Fundiária; e uma base sólida para o uso de inteligência geográfica em prol de uma cidade inteligente.

Conforme recomenda a Portaria 511 de 2009, essa PGV deverá ser revisada de quatro em quatro anos em municípios acima de 20.000 habitantes e de oito em oito em municípios como Irupi, abaixo de 20.000 habitantes. Contudo, evidenciando uma variação significativa nos valores dos imóveis, comprovada por meio de relatórios e pareceres técnicos, esta PGV deverá ser revista numa periodicidade menor, visando

promover o tratamento isonômico de justiça tributária, da justiça fiscal e social e ainda ilustrar a dinâmica heterogênea do mercado imobiliário.

6. REFERÊNCIAS

- ABNT, ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **NBR 14653-1:** Avaliação de bens – Parte 1: procedimentos gerais. Rio de Janeiro, 2001.
- ABNT, ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. **NBR 14563-2:** Avaliação de bens – Parte 2: imóveis urbanos. Rio de Janeiro, 2010.
- ABUNAHMAN, Roque. **Imposto sobre propriedade Predial e Territorial Urbana: Capacidade Contributiva**, 2005.
- AFONSO, JRR, ARAÚJO EA, & NÓBREGA, MAR (2010). **O Imposto Predial e Territorial Urbano (IPTU) no Brasil. Um Diagnóstico sobre o Grau de Aproveitamento do Imposto como Fonte de Financiamento Local**. Cambridge, MA: Instituto Lincoln de Política Fundiária. Recuperado em 12 de agosto de 2018, de www.lincolninst.edu/
- ANDRIOTTI, J.L.S. Fundamentos de Estatística e Geoestatística. Editora Unisino: São Leopoldo. 2013.
- ANTUNES, Geraldo. **Progressividade e Capacidade Contributiva**, Separata da Revista de Direito Tributário, 2005.gr
- ARAÚJO, Janice. **Fundamentos do direito público**. São Paulo: Malheiros, 2018.
- BAKER, P.T., Caudill S., Hodge, K. A., Talukder, D., Capano, C., Cornish, N.J., Multivariate classification with random forests for gravitational wave searches of black hole binary coalescence. *Physical Review D*, v.91, n. 6, 2014.
- BORGA, Facury. (Org.). **Constitucionalismo, Tributação e Direitos Humanos**. Rio de Janeiro: Renovar, 2016.
- BREIMAN, L. Random forests. *Machine learning*, v. 45, n. 1, 2001, p. 5-32.
- BRINK, H.; RICHARDS, J. W. **Real-World Machine Learning**. [s.n.], 2016.
- BROWNLEE, J. **Time series prediction with lstm recurrent neural networks in python withkeras**. Available at: machinelearningmastery.com, 2016.
- CARVALHO, H. M. **Aprendizado de máquina voltado para mineração de dados: árvores de decisão**. Monografia (Graduação). Departamento de Engenharia de Software. Universidade de Brasília. Brasília, 2014.
- CARVALHO JR., PHB. **O sistema avaliativo municipal de imóveis e a tributação do IPTU no Rio de Janeiro** (Dissertação de Mestrado). Programa de Pós-Graduação em Ciências Econômicas, Universidade do Estado do Rio de Janeiro, Rio de Janeiro, 2011.
- CHAVES, A. da C. F. **Extração de Regras Fuzzy para Máquinas de Vetor Suporte (SVM) para Classificação em Múltiplas Classes**. Tese (Doutorado). Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da PUC-Rio. Rio de Janeiro. 2006.

COSENZA, D.N., LEITE, H.G., MARCATTI, G.E., BINOTI, D.H.B., ALCÂNTARA, A.E.M., RODE, R. **Classificação da capacidade produtiva de sítios florestais utilizando máquina de vetor de suporte e rede neural artificial**. Scientia Forestalis, Piracicaba, v. 43, n. 108, p. 955-963, 2015.

CRESSIE, N. **Statistics for Spatial Data**. Revised edn. New York, 1993.

DALAQUA, R.R., AMORIM, A., FLORES, E.F. **Utilização de métodos combinados de avaliação imobiliária para a elaboração da planta de valores genéricos**. Curitiba: Bol. Ciênc. Geod., sec. Artigos, Curitiba, v. 16, no 2, p.232-252, abr-jun, 2010.

DIETTERICH, TG Métodos Ensemble em Aprendizado de Máquina. In: Sistemas Classificadores Múltiplos. MCS 2000. Notas de aula em ciência da computação, vol. 1857. Springer, Berlin, Heidelberg, 2000. Disponível em: https://doi.org/10.1007/3-540-45014-9_1 . Acesso em out 2021.

FACELI, A. C. Lorena, J. Gama, A. C. P. d. L. Carvalho, et al. **Inteligência artificial: Uma abordagem de aprendizado de máquina**. 2011.

FIKER, José. **Avaliação de Imóveis Urbanos**. São Paulo, 1997.

GIAMBIAGI, Fábio; ALÉM, Alberto. **Finanças Públicas**. 2. ed. Rio de Janeiro: Campus, 2000. 475 p.

GIANNAKOS, I.B.S., LEÃO, M.L., **Os Intervalos de Confiança e a Norma Brasileira - NBR 5676**. IGEL -Instituto Gaúcho de Engenharia Legal e de Avaliações, VIII Ciclo de Estudos de Engenharia de Avaliações e Perícias, Porto Alegre, dezembro de 1996.

GIFFONI, F.deP., VILLELA, L.A. **Estudos para a reforma tributária**: tributação da renda e do patrimônio. Rio de Janeiro: Instituto de Pesquisas do IPEA. 77 p. 1987.

GUERRA, P. A. G. **Geoestatística Operacional**. Departamento Nacional da Produção Mineral, Brasília, 1988.

GUIA TURÍSTICO E COMERCIAL. Disponível em: <http://www.guiaturisticoecomerciales.com.br/>. Acesso em set 2021.

GRUS, Mathias. Random Forest: **Engenharia do futuro**. Curitiba: Juruá, 2018.

HASTIE, T.; TIBSHIRANI, R.; FRIEDMAN, J. The elements of statistical learning. data mining, inference, and prediction. Second edition, New York: Springer series in statistics, 2009. 739p

IBGE (Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística). **Censo Demográfico 2010**. Disponível em: < <https://censo2010.ibge.gov.br/>>. Acesso em: set. 2021.

INCAPER (Instituto Capixaba de Pesquisa, Assistência Técnica e Extensão Rural). **Programa de assistência técnica e extensão rural PROATER 2020 – 2023**. Irupi, 2020.

- ISAAKS, E. H.; SRIVASTAVA, M. **An introduction to applied geostatistics**. New York: Oxford University Press: 600 p. 1989.
- JAMES, G; WITTEN, D; HASTIE, T; TIBSHIRANI, R. **An Introduction to Statistical Learning with applications in R**. Springer New York Heidelberg Dordrecht London, 2013. 426p.
- JOACHIMS, T. **Learning to classify texts using support vector machines: methods, theory and algorithms**. Kluwer Academic Publishers, 2002.
- K. I. Kim, K. Jung, S. H. Park, and H. J. Kim. **Support vector machines for texture classification**. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, v.24, n.11, p.1542–1550, 2002.
- LANDIM, P. M. B. **Análise Estatística e dados geológicos**. São Paulo: Fundação Editora da UNESP, 1998.
- LÁZARO, D. H. E. **Aplicação de Máquinas de Vetores de Suporte na Identificação de Perfis de Alunos de acordo com Características da Teoria das Inteligências Múltiplas**. **Dissertação**. o Programa de PósGraduação em Ciência da Computação. São José do Rio Preto 2016.
- LIGAS, M., KULCZYCKI, M. **Simple spatial prediction - least squares prediction, simple kriging, and conditional expectation of normal vector**. [Geodesy and Cartography](#), vol.59, n.2, p.69-81, 2010.
- LOCH, C. **A Realidade do cadastro técnico urbano no Brasil**. Anais XIII Simpósio Brasileiro de Sensoriamento Remoto, Florianópolis, Brasil, 21-26 abril, INPE, p. 5357-5364, 2007.
- LORENA, A. C.; CARVALHO, A. C. **Uma Introdução às Support Vector Machines**. Revista de Informática Teórica e Aplicada, v. 14, n. 2, p. 43-67, 2007.
- MELLO, J. M. DE; BATISTIA, J. L. F.; RIBEIRO JUNIOR, P. J.; OLIVEIRA, M. S. **Ajuste e seleção de modelos espaciais de semivariograma visando à estimativa volumétrica de Eucalyptus grandis**. *Scientia Florestalis*, v.1, n.69, p.25-37, 2005.
- MENEZES, V.S.A. **Algoritmo de classificação máquina de vetores suporte via suavização hiperbólica**. Dissertação (Mestrado) Engenharia de Sistemas e Computação. Universidade Federal do Rio de Janeiro. 2007.
- MITCHELL, T. M. **Machine Learning**. 1997.
- MÖLLER, L.F.C. **Planta de valores genéricos**. 1. ed. Porto Alegre: Sagra-Luzzatto, 1995.
- MOURA, E.M.; CARNEIRO, A.F.T. **Planta de valores para municípios de pequeno porte: o caso de salgadinho – PE**. Pernambuco, 2002.
- MONARD, M.C.; BARANAUSKAS, J.A. **Conceitos sobre Aprendizado de Máquina. Sistemas Inteligentes Fundamentos e Aplicações**. 1ª ed. Barueri – SP: Manole Ltda, 2003. p. 89 – 114.

- NADOLNY, M.L. **A importância da planta genérica de valores na tributação municipal.** Paraná: Revista Técnico-Científica do CREA-PR, 2016.
- NOBLE, W.S. **Support vector machine applications in computational biology.** In B. Schölkopf, K. Tsuda, and J.-P. Vert, editors, Kernel Methods in computational biology, pages 71–92. MIT Press, 2004.
- OLIVEIRA, A.A.F. **Avaliação em massa com modelos de aprendizado de máquina aplicados aos terrenos urbanos do município de fortaleza,** Dissertação (Mestre em Economia) - Programa de Economia Profissional, Universidade Federal do Ceará – UFC, Fortaleza-CE. 2020.
- OSÓRIO, N.M.M., BRANDAIZE, M.C.B., ANTUNES, A.F.B. **Uma metodologia para a estimação da perda de arrecadação do IPTU causada pela desatualização do cadastro imobiliário.** Paraná: Revista Brasileira de Cartografia (2012) N0 64/2: 249-255, 2012.
- PNUD (Programa das Nações Unidas para o Desenvolvimento). **Ranking IDHM Municípios 2000.** Brasil, 2000.
- PONTIL, M.; VERRI, A. **Support Vector Machines for 3-D Object Recognition.** In IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.20, 1998, pp.637-646.
- RAMOS, L. S; OLIVEIRA, R; LOCH, C; SILVA, E. **Banco de dados do mercado imobiliário integrado ao cadastro técnico multifinalitário: formação de técnicos em plantas de valores genéricos (PVG).** In: Congresso Brasileiro de Cadastro Técnico Multifinalitário, UFSC, Florianópolis. 2002. CD ROM.
- RIANI, F. **Economia do setor público: uma abordagem introdutória.** 3. ed. São Paulo: Atlas, 1997.
- ROSA, L. M. F. **Estudo sobre a influência de afirmações populares na Geoestatística Clássica.** Tese (Doutorado). Departamento de Estatística da Universidade Federal de Viçosa. Viçosa, 2017.
- RUSSELL and P. Norvig. **Artificial Intelligence: A Modern Approach.** Prentice Hall Press, Upper Saddle River, NJ, USA, 3rd edition, 2009.
- SANTOS, G. R.; OLIVEIRA, M. S.; LOUZADA, J. M.; SANTOS, A. M. R. T. **Krigagem Simples versus Krigagem universal: qual o preditor mais preciso?** Energia na Agricultura, v.26, n°2, p.49-55, 2011.
- SANTOS, R.G., NASCIMENTO, S.P. **A arrecadação do IPTU, no estado do paraná, no período de 1997 a 2011: um olhar sob os impactos da lei de responsabilidade fiscal.** Curitiba: Revista Economia e Desenvolvimento, vol. 26, n. 1, 2014.

- SANTOS, A. S. **Geoestatística aplicada na avaliação da qualidade de dados 629 geoespaciais**. Dissertação (Mestrado em Engenharia Civil)- Universidade Federal de Viçosa, Viçosa, MG, 148p., 2013.
- SEPLAN (Secretaria de Estado do Planejamento). **Zonas naturais do Espírito Santo: uma regionalização do estado, das microrregiões e dos municípios**. Vitória, 1999.
- SETUR (Secretaria de Estado de Turismo). **Região das montanhas capixabas**. Disponível em: < <https://setur.es.gov.br/regiao-das-montanhas-capixabas> >. Acesso em: set. 2021.
- SIRIKULVIRIYA, N.; SINTHUPINYO, S. **Integração de regras de uma floresta esperada**. In: Conferência Internacional sobre Engenharia da Informação e Eletrônica, Singapura, 2011.
- SMOLA, A. J., BARLETT, P., SCHOLKOPF, B., SCHUURMANS, D. (1999b). **Introduction to Large Margin Classifiers**, chapter 1, pages 1–28. In Smola et al. (1999a).
- SUCHETANA, B., RAJAGOPALAN, B., SILVERSTEIN, J. **Assessment of wastewater treatment facility compliance with decreasing ammonia discharge limits using a regression tree model**. Science of The Total Environment, v. 598, p. 249-257, 2017.
- VAPNIK, V. N. **The Nature of Statistical Learning Theory**. Springer-Verlag. 1995.
- VIANA, R. S. M. **O uso da geoestatística espaço-temporal e aprendizagem de máquina na predição da temperatura máxima do ar**. Tese (Doutorado). Departamento de Estatística da Universidade Federal de Viçosa. Viçosa, 2019.
- VIEIRA, S. R. Geoestatística em estudos de variabilidade espacial do solo. In: NOVAIS, R.F.; ALVAREZ, V.H.; SCHAEFER, G.R. **Tópicos em ciência do solo**. Viçosa, v.1, p.1-54, 2000.
- YAMAMOTO, J. K., LANDIM, P. M. B. **Conceitos e Aplicações**. Oficina de Textos: São Paulo, 2013. 216 p.