

LUÍZA SANTOS MACHADO DE ALENCAR

**MODELAGEM NUMÉRICA DO CONFORTO TÉRMICO
DENTRO DA CABINE DE UM VEÍCULO ELÉTRICO A
PARTIR DE DADOS EXPERIMENTAIS
TERMOFISIOLÓGICOS**



UNIVERSIDADE FEDERAL DE UBERLÂNDIA
FACULDADE DE ENGENHARIA MECÂNICA

2021

LUÍZA SANTOS MACHADO DE ALENCAR

**MODELAGEM NUMÉRICA DO CONFORTO TÉRMICO
DENTRO DA CABINE DE UM VEÍCULO ELÉTRICO A
PARTIR DE DADOS EXPERIMENTAIS
TERMOFISIOLÓGICOS**

Trabalho de Conclusão de Curso apresentado ao curso de graduação em Engenharia Aeronáutica da Faculdade de Engenharia Mecânica da Universidade Federal de Uberlândia, como parte dos requisitos para a obtenção do título de **Bacharel em Engenharia Aeronáutica**.

Área de Concentração: Veículos Automotores, Conforto Térmico, Simulação Numérica

Orientador: Prof. Dr. Alexandre Zuquete Guarato

Uberlândia – MG

2021

LUÍZA SANTOS MACHADO DE ALENCAR

**MODELAGEM NUMÉRICA DO CONFORTO TÉRMICO
DENTRO DA CABINE DE UM VEÍCULO ELÉTRICO A
PARTIR DE DADOS EXPERIMENTAIS
TERMOFISIOLÓGICOS**

Trabalho de Conclusão de Curso de
graduação em Engenharia Aeronáutica pela
Faculdade de Engenharia Mecânica da
Universidade Federal de Uberlândia.

Área de Concentração: Veículos Automotores,
Conforto Térmico, Simulação Numérica

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Alexandre Zuquete Guarato – FEMEC – UFU – Orientador

Profa. Dra. Priscila Ferreira Barbosa de Sousa – FEMEC – UFU

Prof. Dr. Daniel Dall'Onder dos Santos– FEMEC – UFU

Uberlândia, 2021

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar, gostaria de agradecer ao meu tutor de estágio, Gabriel CREHAN, piloto de inovação do grupo Stellantis, por confiar a mim parte dos trabalhos do projeto iHVAC e por me receber tão bem em sua equipe durante esses 6 meses. Sua paciência e seus preciosos conselhos são de valor inestimável para o meu desenvolvimento profissional e pessoal.

Tive a oportunidade de participar do laboratório SITHER no Centro Técnico de Vélizy, onde aprofundei minhas habilidades técnicas e relacionais. A equipe, especialmente Sanaa MAKHLOUFI e Alexandre GISBERT, estava sempre disponível para me ajudar e responder prontamente às minhas perguntas com simpatia. Obrigado por sua amizade e companhia todos os dias que trabalhamos juntos.

Agradeço também a Aymane OUIRDANI, o doutorando o qual ajudei no âmbito de sua tese, por ter confiado em mim para contribuir com seu trabalho na reta final. Seu compartilhamento de experiência me ensinou muito sobre os desafios que um engenheiro deve enfrentar diariamente, especialmente na área de P&D e inovação.

Por fim, mas não menos importante, agradeço a Alexandre ZUQUETE GUARATO por ter aceitado o convite de ser meu orientador acadêmico e estar sempre disposto a me ajudar e aconselhar no que fosse preciso, acadêmico e profissionalmente. Ademais, agradeço à UFU, por me dar a oportunidade e o conhecimento técnico necessários para realizar esse intercâmbio acadêmico, e ao Governo brasileiro que, por meio da CAPES, financiou completamente meus estudos na França.

Também não esqueço dos meus entes queridos, especialmente minha família e amigos no Brasil, bem como os amigos que compartilharam essa experiência na França ao meu lado, os quais sempre me apoiaram no desenvolvimento do meu projeto acadêmico e profissional e me ajudaram a cada passo do caminho que me trouxe até aqui. Muito obrigada!

DE ALENCAR, L. S. M. **Modelagem numérica do conforto térmico dentro da cabine de um veículo elétrico a partir de dados experimentais termofisiológicos.** 2021, 84 f. Trabalho de Conclusão de Curso - Universidade Federal de Uberlândia, Uberlândia.

Resumo

Atualmente, a regulação térmica da cabine veicular é feita em função de uma temperatura de referência do construtor automotivo, a qual deve ser atingida e mantida constante dentro do compartimento de passageiros. Mesmo no modo “automático”, o sistema HVAC (Aquecimento, Ventilação & Ar Condicionado, do inglês “*Heating, Ventilation & Air Conditioning*”) leva em consideração apenas os fatores ambientais para regular a temperatura e velocidade de saídas do ar dos aeradores. No entanto, o conforto térmico é um parâmetro particular à cada pessoa e nem sempre os ajustes de fábrica satisfazem à maior parte da população. Além disso, por vezes o sistema acaba gastando mais energia do que o necessário, por não estar bem configurado para todos os perfis e condições climáticas, sem necessariamente garantir a satisfação térmica dos ocupantes. De fato, se tratando de carros elétricos, o HVAC é responsável pelo maior consumo de energia da bateria, ficando atrás apenas do grupo motor. Assim, levando em conta que a partir de 2035 a comercialização de veículos à combustão interna será proibida na França, há um interesse crescente em otimizar a eficiência energética desse sistema em específico. Portanto, esse estudo se dedicou a estudar e analisar, experimental e numericamente, o conforto térmico de diversos segmentos da população, em diversas condições climáticas, afim de desenvolver um sistema HVAC com uma gestão térmica da cabine mais inteligente, personalizada e energeticamente eficiente.

Palavras-Chave: Indústria Automobilística; Modelagem Termofisiológica; Conforto Térmico; Machine Learning; HVAC.

DE ALENCAR, L. S. M. **Numerical modelling of thermal comfort inside the cabin of an electric vehicle based on thermophysiological experimental data**. 2021, 84 f. Final Project – Federal University of Uberlandia, Uberlandia.

Abstract

Currently, the thermal comfort is adjusted according to a reference temperature of the automotive manufacturer, which must be reached and kept constant inside the passenger compartment. Even in "automatic" mode, the HVAC (Heating, Ventilation & Air Conditioning) system takes into account only environmental factors to regulate the temperature and speed of air that exists from aerators. However, thermal comfort depends on personal preferences and factory settings do not always satisfy most of the population. Moreover, sometimes the system ends up spending more energy than necessary, because it is not well configured for all profiles and climatic conditions, without necessarily guaranteeing the thermal satisfaction of occupants. In fact, when it comes to electric cars, the HVAC is the highest consumer of the battery power, second only to the engine group. Thus, taking into account that from 2035 the marketing of internal combustion engine vehicles' will be discontinued in France, there is a growing interest in optimizing the energy efficiency of this specific system. Therefore, this study was dedicated to studying and analyzing, experimentally and numerically, the thermal comfort of various groups of the population, in various climatic conditions, in order to develop an HVAC system with a more intelligent, personalized and energy efficient cabin thermal management.

Keywords: Automobile Industry; Thermophysiological Modelling; Thermal Comfort; Machine Learning; HVAC.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Marcas provenientes dos grupos PSA e FCA, agora Stellantis (Stellantis, 2021).	19
Figura 2: Soluções inovadoras e duráveis alinhadas com a missão do grupo (Stellantis, 2021).	19
Figura 3: Presença da Stellantis em todos os segmentos do mercado automotivo (Stellantis, 2021).	20
Figura 4: Parceiros externos do projeto (Compilação do autor).	21
Figura 5: (a) Simulação numérica do comportamento térmico da cabine do veículo (b) e um exemplo de manequim térmico utilizado nos primeiros ensaios (VEDECOM, 2019).	22
Figura 6: (a) Representação esquemática do sistema HVAC veicular em modo climatização (b) e aquecimento (BREQUE, 2017).	25
Figura 7: Evolução da MST de homens (linha azul) e mulheres (linha vermelha) ao longo do teste tipo verão a 40 °C – as curvas são praticamente sobrepostas (VEDECOM, 2021).	27
Figura 8: Evolução da MST de homens (linha azul) e mulheres (linha vermelha) ao longo do teste tipo inverno a 10 °C – as curvas possuem o mesmo perfil, porém defasadas de aproximadamente 1 °C (VEDECOM, 2021).	28
Figura 9: Escala de sensação térmica normalizada por ASHRAE (BeSWIC).	29
Figura 10: Visualização gráfica da relação entre o PPD e o PMV.	29
Figura 11: Bancada de testes SITHER instalada em um dos laboratórios do grupo PSA (O autor).	31
Figura 12: O interior do simulador possui os principais elementos encontrados no interior da cabine de um veículo real (O autor).	32
Figura 13: (a) Central de condicionamento de água (b) e central de ar (O autor).	33

Figura 14: Interface principal do DataSet Pro (O autor). _____	33
Figura 15: Exibição de curvas de temperatura provenientes da instrumentação do simulador (O autor). _____	34
Figura 16: (a Termo-anemômetro (b) e sua posição dentro do simulador (O autor). _____	35
Figura 17: Representação 3D da posição dos termopares dentro do simulador (JAOUDE, THIAGALINGAM, EL KHOURY, & CREHAN, 2020). _____	36
Figura 18: Participante do teste equipado com HygroButtons (O autor). _____	37
Figura 19: (a) Assento aquecido (b) e seu campo térmico quando em funcionamento (O autor). _____	38
Figura 20: (a) Volante aquecido (b) e seu campo térmico quando em funcionamento (O autor). _____	39
Figura 21: (a) Assento ventilado (b) e difusores no encosto e no apoio para a cabeça (O autor). _____	39
Figura 22: Aquecedor de pescoço (O autor). _____	40
Figura 23: (a) Painel radiante instalado na porta do simulador (b) e seu campo térmico quando em funcionamento (O autor). _____	40
Figura 24: (a) Painel radiante instalado abaixo do painel (b) e seu campo térmico quando em funcionamento (O autor). _____	41
Figura 25: (a) Vestimentas para um teste do tipo verão (b) e inverno (O autor). _____	41
Figura 26: Representação esquemática da modelagem térmica da cabine (BREQUE, 2017). _____	44
Figura 27: Representação esquemática do corpo humano e sua interação com o ambiente externo, segundo modelo de Gagge (GAGGE, STOLWIJK, & NISHI, 1972). _____	47

Figura 28: Resultado do modelo de Gagge para um teste do tipo inverno a 10 °C (O autor). _____	48
Figura 29: (a) Evolução temporal das temperaturas do peitoral direito, (b) nuca, (c) panturrilha direita e (d) antebraço direito para um teste CTS a 10 °C (O autor). ____	50
Figura 30: (a) Temperaturas experimentais (linha azul) e preditas (linhas vermelha e laranja) do peitoral direito pelos métodos MCO (b) e SVR (O autor). _____	50
Figura 31: (a) Temperaturas experimentais (linha azul) e preditas (linhas vermelha e laranja) da nuca pelos métodos MCO (b) e SVR (O autor). _____	51
Figura 32: (a) Temperaturas experimentais (linha azul) e preditas (linhas vermelha e laranja) da panturrilha direita pelos métodos MCO (b) e SVR (O autor). _____	51
Figura 33: (a) Temperaturas experimentais (linha azul) e preditas (linhas vermelha e laranja) do antebraço direito pelos métodos MCO (b) e SVR (O autor). _____	52
Figura 34: Evolução da TA dos três testes analisados, (a) do tipo inverno e (b, c) verão (O autor). _____	52
Figura 35: Evolução temporal da temperatura dos pés em condições de inverno (linhas azul e verde) e verão (linhas amarelo e vermelho) (O autor). _____	55
Figura 36: Previsão de temperaturas de diversos segmentos do corpo graças à aprendizagem supervisionada do modelo de Gagge (Compilação do autor). ____	56
Figura 37: Fluxograma do processo de cálculo do algoritmo SVR (O autor). ____	56
Figura 38: (a) Temperaturas experimentais (linha azul) e preditas (linha laranja) da testa pelo método SVR (b) e a evolução da temperatura ambiente para o mesmo set de testes (O autor). _____	58
Figura 39: (a) Temperaturas experimentais (linha azul) e preditas (linha laranja) da nuca pelo método SVR (b) e KNN (O autor). _____	58
Figura 40: Processo de validação do modelo obtido para cada segmento do corpo (Scikit-Learn). _____	59

Figura 41: (a) Temperaturas experimentais (linha azul) e preditas (linha laranja) da testa pelo método SVR (b) e a evolução da TA para o mesmo set de testes (O autor).

_____ 60

Figura 42: (a) Temperaturas experimentais (linha azul) e preditas (linha laranja) do peitoral direito pelo método SVR (b) e a evolução da TA para o mesmo set de testes (O autor).

_____ 61

Figura 43: (a) Temperaturas experimentais (linha azul) e preditas (linha laranja) da parte anterior da panturrilha direita pelo método SVR (b) e a evolução da TA para o mesmo set de testes (O autor).

_____ 61

Figura 44: (a) Temperaturas experimentais (linha azul) e preditas (linha laranja) da bochecha direita pelo método SVR (b) e a evolução da TA para o mesmo set de testes (O autor).

_____ 61

Figura 45: (a) Temperaturas experimentais (linha azul) e preditas (linha laranja) do pé direito pelo método SVR (b) e a evolução da TA para o mesmo set de testes (O autor).

_____ 62

Figura 46: (a) Temperaturas experimentais (linha azul) e preditas (linha laranja) da lateral externa do antebraço direito pelo método SVR (b) e a evolução da TA para o mesmo set de testes (O autor).

_____ 62

Figura 47: (a) Temperaturas experimentais (linha azul) e preditas (linha laranja) da mão direita pelo método SVR (b) e a evolução da TA para o mesmo set de testes (O autor).

_____ 62

Figura 48: (a) Temperaturas experimentais (linha azul) e preditas (linha laranja) do ombro direito pelo método SVR (b) e a evolução da TA para o mesmo set de testes (O autor).

_____ 63

Figura 49: (a) Temperaturas experimentais (linha azul) e preditas (linha laranja) da parte anterior da coxa direita pelo método SVR (b) e a evolução da TA para o mesmo set de testes (O autor).

_____ 63

- Figura 50: (a) Temperaturas experimentais (linha azul) e preditas (linha laranja) da lateral externa do braço direito pelo método SVR (b) e a evolução da TA para o mesmo set de testes (O autor). _____ 63
- Figura 51: (a) Temperaturas experimentais (linha azul) e preditas (linha laranja) do lado direito do abdômen pelo método SVR (b) e a evolução da TA para o mesmo set de testes (O autor). _____ 64
- Figura 52: (a) Temperaturas experimentais (linha azul) e preditas (linha laranja) da lateral direita superior das costas pelo método SVR (b) e a evolução da TA para o mesmo set de testes (O autor). _____ 64
- Figura 53: Representação esquemática da lógica de controle HVAC baseada no PMV (O autor). _____ 65
- Figura 54: Simulação do consumo energético para cada controle HVAC: em função do PMV (linha azul) e em função da temperatura da cabine (linha vermelha) (O autor). _____ 67
- Figura 55: Valor do PMV para cada controle HVAC: em função do PMV (linha azul) e em função da temperatura da cabine (linha vermelha) (O autor). _____ 67
- Figura 56: Evolução da temperatura da cabine para cada controle HVAC: em função do PMV (linha azul) e em função da temperatura da cabine (linha vermelha) (O autor). _____ 68
- Figura 57: Vista superior 2D do interior do simulador (O autor). _____ 75
- Figura 58: Vista lateral 2D do interior do simulador (O autor). _____ 75
- Figura 59: Posição dos HygroButtons segundo Zhang (ZHANG, ARENS, & HUIZENGA, 2005). _____ 76
- Figura 60: Esquema do interior da cabine em detalhe (BREQUE, 2017). _____ 79
- Figura 61: Esquema das paredes em detalhe (BREQUE, 2017). _____ 79
- Figura 62: Esquema do módulo HVAC em detalhe (BREQUE, 2017). _____ 79

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Comparativo das pontuações obtidas com os métodos MCO e SVR. ____ 53

Tabela 2: Correspondência entre número do HygroButton e posição no corpo. ____ 76

LISTA DE ABREVIações E SÍMBOLOS

AC: Ar Condicionado

AE: Ambiente Externo

CTS: Conforto Térmico Estacionário (do francês “*Confort Thermique Stationnaire*”)

HCIT: Inovações Térmicas e Centrado no Ser Humano (do inglês “*Human Centered Innovations & Thermal*”)

HVAC: Aquecimento, Ventilação & Ar Condicionado (do inglês “*Heating, Ventilation & Air Conditioning*”)

IA: Inteligência Artificial

iHVAC: HVAC Inteligente

KNN: *K-Nearest Neighbours*

MCO: Método dos Mínimos Quadrados (do francês “*Moindres Carrés Ordinaires*”)

MST: Temperatura Média da Pele (do inglês “*Mean Skin Temperature*”)

P&D: Pesquisa & Desenvolvimento

PMV: Voto Médio Previsto (do inglês “*Predicted Mean Vote*”)

PPD: Porcentagem Dessatisfeita Prevista (do inglês “*Predicted Percentage of Dissatisfied*”)

SITHER: Simulador de Ambientes Térmicos (do francês “*Simulateur d’Ambiances Thermiques*”)

SVR: *Support Vector Regression*

TA: Temperatura Ambiente

TMB: Taxa Metabólica de Base

T = Temperatura [°C]

Clo = Isolamento das vestimentas (1 Clo = 0,155 Km²/W)

LISTA DE EQUAÇÕES

Equação 1: Equação da Temperatura Média da Pele (RAMANATHAN,
1964).....49

SUMÁRIO

CAPÍTULO I INTRODUÇÃO	16
1.1 Contexto e Problemática	16
1.2 Motivação e Justificativa	17
1.3 Apresentação da empresa	18
1.4 Definição do projeto	20
1.4.1 Fase 1 (2017 – 2018): Caracterização aerodinâmica e térmica da bancada de testes e simulação de ambiente ao redor de um manequim térmico.....	21
1.4.2 Fase 2 (2018 – 2019): Termofisiologia humana e percepção do conforto térmico no interior do simulador	22
1.4.3 Fase 3 (2019 – 2021): No caminho de uma gestão personalizada do conforto térmico.....	22
1.4.4 Fase 4 (2021 – 2023): Tratamento de dados e abordagem Machine Learning	23
CAPÍTULO II FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	24
2.1 Mecanismo de funcionamento do HVAC veicular.....	24
2.2 Conceituação do termo “Conforto Térmico”	26
CAPÍTULO III METODOLOGIA EXPERIMENTAL	31
3.1 Laboratório SITHER.....	31
3.1.1 Instrumentação da bancada de testes e dos participantes	34
3.1.2 Elementos de conforto próximo	37
3.2 Protocolos de experimentos	41
3.2.1 Experimento nº 1: Busca da termoneutralidade.....	42
3.2.2 Experimento nº 2.1: Teste de Conforto Térmico Estacionário	42
3.2.3 Experimento nº 2.2: Teste de Conforto Próximo.....	42
CAPÍTULO IV METODOLOGIA NUMÉRICA.....	44
4.1 Modelagem termodinâmica da cabine veicular.....	44
4.2 Modelagem termofisiológica de Gagge	46
4.3 Abordagem “Mean Skin Temperature” por fórmula de ponderação.....	48
4.4 Aprendizagem Supervisionada do modelo termofisiológico.....	53
CAPÍTULO V RESULTADOS E DISCUSSÕES	60
5.1 Primeiros resultados do <i>Machine Learning</i> com SVR.....	60
5.2 Implementação de uma nova estratégia de controle HVAC	64
CAPÍTULO VI CONCLUSÕES E PERSPECTIVAS	69

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	70
ANEXO 1: Extrato da norma ISO 7730:2005 "Ergonomia dos ambientes térmicos – Determinação analítica e interpretação do conforto térmico pelo cálculo dos índices PMV e PPD e por critérios locais de conforto térmico"	73
ANEXO 2: Questionário de conforto térmico utilizado nos testes do SITHER	74
ANEXO 3: Posição dos termopares dentro do SITHER	75
ANEXO 4: Posição dos HygroButtons segundo o modelo de Zhang	76
ANEXO 5: Protocolo de teste “Teste de Conforto Próximo”	77
ANEXO 6: Modelo térmico da cabine em detalhe	79
ANEXO 7: Código MATLAB “Gagge”	80
ANEXO 8: Código Python “Inputs”	83

CAPÍTULO I INTRODUÇÃO

1.1 Contexto e Problemática

O setor de transporte é o maior contribuinte para as emissões de gases de efeito estufa na União Europeia (UE) e na França, com 137 milhões de toneladas de CO₂ equivalente em 2018, ou 31% do total nacional (Parlamento Europeu, 2019). A fim de reduzir o impacto da indústria automotiva sobre o meio ambiente, os Estados-Membros da UE concordaram com um regulamento de abril de 2019, do Parlamento Europeu e do Conselho da União Europeia, que prevê padrões de desempenho de emissões de CO₂ para novos carros de passeio e novos veículos comerciais leves.

Em seu texto, a legislação da UE 2019/631 estabelece metas para reduzir as emissões de CO₂ em 37,5% e 31% para carros e vans, respectivamente, até 2030 em comparação com 2021 (Les Echos, 2021). Além disso, o mesmo documento prevê uma estratégia de longo prazo para alcançar a "neutralidade de carbono" até 2050.

Portanto, é necessário não apenas um crescimento da eficiência energética dos veículos a combustão interna existentes, mas também um aumento no uso de veículos elétricos para atingir essas metas e mitigar as mudanças climáticas. Na transição para um novo mundo, a Stellantis atenderá às ambições da UE, de proibir a comercialização de novos carros térmicos em 2035 (Stellantis, 2021), graças ao lançamento de sua estratégia de eletrificação da frota e às suas tecnologias cada vez mais eficientes.

O grupo, cuja razão de ser é preservar a liberdade de movimento, oferecendo uma mobilidade segura, sustentável, agradável e acessível, trabalha em diversas frentes de pesquisa inovadoras para se adaptar o mais rápido possível a esse ambiente em movimento. Entre os projetos em andamento, está o tema estudado ao longo desses seis meses de estágio no Centro Técnico de Vélizy, na França, isto é, a pesquisa e desenvolvimento (P&D) de uma gestão térmica da cabine do veículo, mais inteligente, personalizada e energeticamente eficiente.

Este estudo, alocado dentro do Departamento de Inovação, é de grande importância dado o papel essencial do sistema de Aquecimento, Ventilação & Ar Condicionado (HVAC, do inglês "*Heating, Ventilation & Air Conditioning*") no consumo

de energia de veículos elétricos. Dependendo das condições climáticas externas, a energia necessária para garantir o conforto térmico dos passageiros dentro da cabine pode reduzir a autonomia do veículo em 35% a 50% durante o verão (KAMBLY & BRADLEY, 2014) e mais de 50% no inverno (LAJUNEN, 2017).

No capítulo 1 são discutidas as motivações e justificativas do estudo, bem como uma apresentação da empresa e do projeto iHVAC. No Capítulo 2 são discutidos os fundamentos teóricos que constituem a base para o desenvolvimento das metodologias empregadas. Os Capítulos 3 e 4 apresentam em detalhes essas abordagens, experimental e numérica, bem como a interação entre elas. No Capítulo 5 são analisados os resultados obtidos nas simulações e discutidas as implicações da implementação da tecnologia em questão nos futuros veículos do grupo. Por fim, no Capítulo 6, são apresentadas as conclusões sobre a pesquisa e as perspectivas futuras do projeto.

1.2 Motivação e Justificativa

Esta missão faz parte de um contexto mais amplo do futuro automotivo: o veículo inteligente e o bem-estar de seus ocupantes. De fato, o futuro do veículo particular tende a um universo conectado e personalizado, e muitos fabricantes estão cada vez mais interessados em ter acesso aos dados físicos e fisiológicos das pessoas no interior da cabine para assim oferecer um serviço mais adequado e de qualidade em termos de segurança (com sistemas de assistência ao motorista) e conforto (ar-condicionado, ajuste do assento, etc.).

A Stellantis está ciente dessa tendência e aproveita as oportunidades para se destacar dos concorrentes. Com o crescente e massivo investimento em projetos de inovação, pretendemos passar de uma gestão HVAC que é "automática e impessoal" para outra mais "inteligente e personalizada". Para tornar o sistema personalizado e adaptativo, é necessário embarcar módulos de controle mais complexos e heterogêneos, que, no momento dos cálculos, levarão em conta a inércia térmica de contato, os elementos ativos, as transições ambientais e a resposta termofisiológica dos ocupantes. Atualmente, a regulação térmica da cabine do veículo é feita apenas com base em parâmetros de temperatura da cabine e fluxo mássico de ar, sem feedback da sensação térmica de condutor e passageiros.

O desafio principal neste estudo é quantificar a sensação de conforto térmico dos ocupantes, em tempo real, dentro da cabine de um automóvel, cujo ambiente é termicamente heterogêneo. Para levar essa complexidade em consideração, precisamos de um modelo numérico capaz de modelar as trocas de calor entre o meio ambiente e os seres humanos. Além disso, é necessário desenvolver abordagens estatísticas e algoritmos de autoaprendizagem entre o modelo do ser humano e seu comportamento, e os sistemas de conforto térmico no carro, bem como seus ambientes interno e externos.

Hoje, os modelos existentes que simulam as respostas biológicas do organismo humano são muito simplificados. Esses modelos termofisiológicos englobam apenas uma população “média”, do sexo masculino, entre 20 e 40 anos, em um ambiente relativamente estável e homogêneo ao longo do tempo. Todos os outros biotipos físicos estão excluídos. Esta ausência apresenta um bloqueio científico e técnico para a personalização dos sistemas de conforto térmico geral (ar condicionado e ventilação) e conforto próximo (volante, painéis, assento aquecido, etc.).

O objetivo final é implementar os resultados obtidos por meio deste projeto como sistema embarcado no veículo e adaptar a resposta do módulo de regulação térmica da cabine do veículo à cada indivíduo e condição climática. Assim, o módulo de otimização da HVAC será capaz de reduzir o desconforto (fase de convergência térmica) e, em seguida, reduzir a insatisfação (fase estabilizada) dos passageiros.

1.3 Apresentação da empresa

A Stellantis N.V. é uma fabricante multinacional de automóveis nascida em janeiro de 2021 através da fusão entre o grupo francês Peugeot S.A. (PSA) e o italiano Fiat Chrysler Automobiles N.V. (FCA). Após essa união, o grupo tornou-se o quarto maior fabricante do mundo, com atividades industriais em 30 países e presença comercial em mais de 130 mercados nacionais.

Com suas 14 marcas automotivas de renome mundial (Figura 1), Stellantis vendeu 5,95 milhões de veículos em todo o mundo em 2020 e atualmente detém 9,3% do mercado global. Apesar da crise sanitária e da contração no número de vendas de forma generalizada, o grupo ainda apresentou resultados sólidos com um lucro operacional de € 3,69 bilhões e uma margem operacional de 7,1% (Stellantis, 2021).



Figura 1: Marcas provenientes dos grupos PSA e FCA, agora Stellantis (Stellantis, 2021).

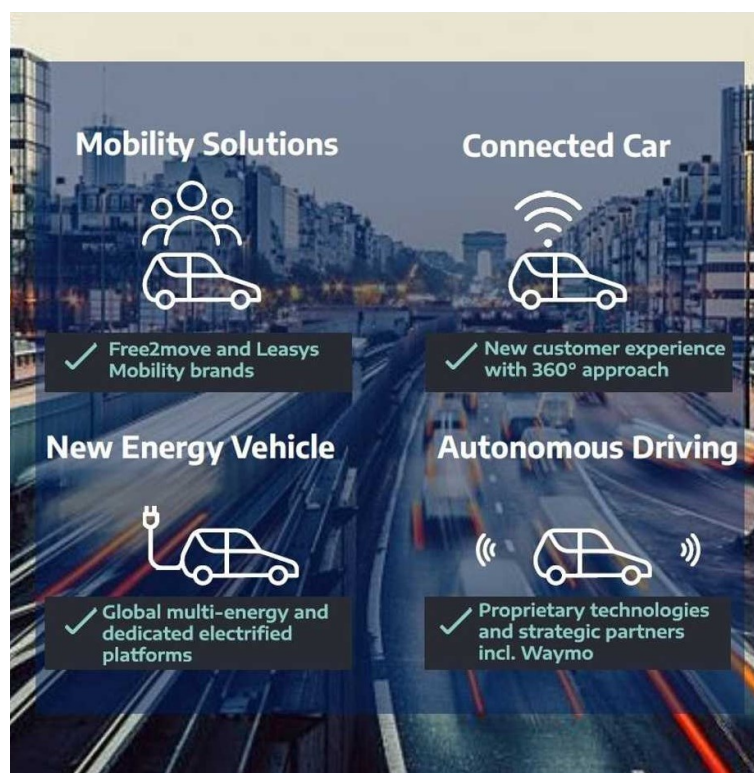


Figura 2: Soluções inovadoras e duráveis alinhadas com a missão do grupo (Stellantis, 2021).

Nesta nova era da mobilidade, o portfólio da marca Stellantis ocupa uma posição única para oferecer soluções inovadoras e sustentáveis ao mercado e também atender às necessidades em evolução dos clientes, que adotam a eletrificação, conectividade, condução autônoma e propriedade compartilhada (Figura

2). Essas linhas de ação apoiam igualmente a razão de ser do grupo, que é a de preservar a liberdade de movimento, oferecendo uma mobilidade segura, sustentável, agradável e acessível ao maior número possível de pessoas.



Figura 3: Presença da Stellantis em todos os segmentos do mercado automotivo (Stellantis, 2021).

O grupo oferece uma gama completa de opções que vão desde veículos do grande público até modelos de luxo e gama superior, além de vans, SUVs e veículos comerciais leves (Figura 3). Ele conta também com marcas especializadas em mobilidade (Free2Move), finanças e peças e serviços. Além disso, a Stellantis apresentará ao mercado 10 novos modelos elétricos e híbridos ainda este ano, para que até 2025 toda a gama europeia, além de todas as pick-ups e SUVs da América do Norte, estejam disponíveis em versões eletrificadas.

1.4 Definição do projeto

Em primeiro lugar, é importante deixar claro que, mesmo que a identidade grupo PSA não mais exista de forma isolada, na prática o trabalho se desenvolveu inteiramente dentro de sua organização. Dada a recente fusão entre PSA e FCA, os

projetos de inovação ainda estão sendo analisados para decidir quais serão mantidos em uma das duas entidades (e conseqüentemente canceladas na outra) e quais serão fundidos em estudo único.

Além disso, durante todo o período de estágio, o trabalho foi realizado com funcionários da ex-PSA e, aparentemente, a ex-FCA não possui pesquisas tão avançadas neste domínio. Assim, esse fato pode resultar na continuação de experimentos e análises exclusivamente na ex-PSA, mesmo que a tecnologia seja aplicada a todos os veículos das marcas Stellantis.

Enfim, o projeto nasceu após a redesignação da bancada de testes SITHER (Simulador de Ambientes Térmicos, do francês “*Simulateur d’Ambiances Thermiques*”) para o serviço HCIT em 2016. Após sua aprovação pelo departamento que trata do monitoramento e controle de qualidade dos projetos de inovação, ex-PSA iniciou a busca por parceiros para a integração da equipe e, com a definição do escopo do projeto e o papel de cada uma das partes envolvidas (Figura 4), deu-se início às atividades experimentais.



Figura 4: Parceiros externos do projeto (Compilação do autor).

1.4.1 Fase 1 (2017 – 2018): Caracterização aerodinâmica e térmica da bancada de testes e simulação de ambiente ao redor de um manequim térmico

Após a instalação e instrumentação do simulador no laboratório, alguns testes são realizados com um manequim térmico (Figura 5b) para a caracterização aerodinâmica e térmica de todos os dispositivos com os quais o banco está equipado. Esta etapa é essencial para conhecer a faixa operacional dos equipamentos, bem como suas limitações e aspectos particulares. Ademais, o ambiente interno é modelado em um software de simulação numérica (Figura 5a) com base no modelo Fiala e alguns ensaios das fases transitórias e estacionárias são realizados para confirmar os resultados experimentais e efetuar os ajustes necessários antes do início da bateria de testes com humanos.

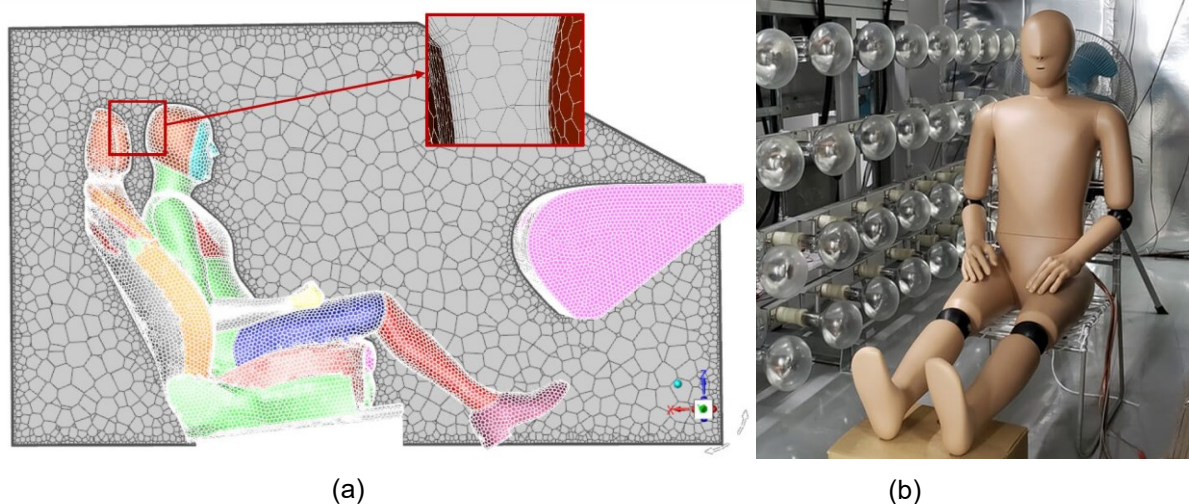


Figura 5: (a) Simulação numérica do comportamento térmico da cabine do veículo (b) e um exemplo de manequim térmico utilizado nos primeiros ensaios (VEDECOM, 2019).

1.4.2 Fase 2 (2018 – 2019): Termofisiologia humana e percepção do conforto térmico no interior do simulador

Com domínio sobre o funcionamento da bancada, o foco do estudo passa a ser a resposta biológica do corpo humano. Os perfis dos participantes são definidos de acordo com sua adequação ao modelo termofisiológico escolhido e um protocolo de teste é estabelecido para cada cenário planejado. A partir de agora, além das informações sobre o ambiente da cabine, temos acesso aos dados termofisiológicos dos participantes, bem como às respostas individuais ao questionário de conforto térmico durante todo o teste.

1.4.3 Fase 3 (2019 – 2021): No caminho de uma gestão personalizada do conforto térmico

Dado o número de diferentes cenários possíveis, as campanhas de teste continuam durante esta nova fase do projeto. Com a chegada de um novo doutorando na equipe, cujo tema de tese é "Desenvolvimento de uma nova abordagem para avaliação do conforto térmico personalizado em veículos PSA", outra frente de pesquisa é iniciada. Esta próxima etapa de análise consiste em aprimorar o modelo numérico com a inclusão dos parâmetros distintivos da população, por exemplo a faixa

etária, o sexo e a composição física. Os dados experimentais obtidos a partir de testes em humanos servirão de base para a validação do modelo proposto.

1.4.4 Fase 4 (2021 – 2023): Tratamento de dados e abordagem Machine Learning

Finalmente, a fase final consiste no acoplamento do modelo numérico otimizado com as respostas do questionário de conforto térmico. É necessária uma inteligência artificial robusta o suficiente para disponibilizar, total ou parcialmente, as informações sobre o ambiente da cabine e dos passageiros em tempo real. O sistema embarcado conterá módulos com leis sobre os comportamentos estático e dinâmico do ambiente em questão, além de códigos de *Deep Learning*. Esses módulos devem ser simples o suficiente para serem incorporados nos computadores de um carro, no entanto, que são bem limitados em relação ao custo computacional.

CAPÍTULO II

FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

O desenvolvimento de uma nova lógica de controle HVAC requer conhecimento sobre o funcionamento do sistema em veículos, assim como sobre os modelos numéricos de termofisiologia existentes. Este capítulo apresenta uma revisão bibliográfica sobre conceitos que servem de base para as metodologias empregadas.

2.1 Mecanismo de funcionamento do HVAC veicular

Em um veículo, o HVAC é o sistema responsável pelo aquecimento, resfriamento e filtragem do ar da cabine, além de desembaçamento e descongelamento do para-brisa. Para carros à combustão interna, seja à gasolina ou à diesel, o compartimento de passageiros é aquecido graças à recuperação do calor do motor. Assim, o gerenciamento da temperatura interna da cabine é facilitado durante o inverno e a função AC, sempre em ação mesmo em condições externas de baixas temperaturas, consome o mínimo possível.

No entanto, as baterias dos carros elétricos não geram calor suficiente para regular termicamente a cabine, fato geralmente compensado pelo uso de dispositivos auxiliares, como aquecedores elétricos. Contudo, essa prática consome muita energia e reduz enormemente a autonomia do veículo. Várias alternativas são possíveis, porém, visto que o projeto não toca exatamente à concepção dos sistemas de refrigeração, o foco se dará na mais recente e eficiente. Esta solução consiste em modificar o dispositivo já integrado ao sistema HVAC do veículo para usá-lo como uma bomba de calor e também refrigerador, graças às eletroválvulas (BREQUE, 2017).

O uso de uma bomba de calor invertível em carros elétricos permite não apenas um maior desempenho energético em comparação às outras soluções, mas também a unificação das funções de aquecimento e ar condicionado sob o mesmo sistema (Figura 6). A escolha do modo operante é feita utilizando válvulas solenoides (nº 10 e 11 na Figura 19) que direcionam o fluxo do refrigerante. Dependendo da orientação do fluxo, o ar que entra no compartimento do passageiro é resfriado ou aquecido.

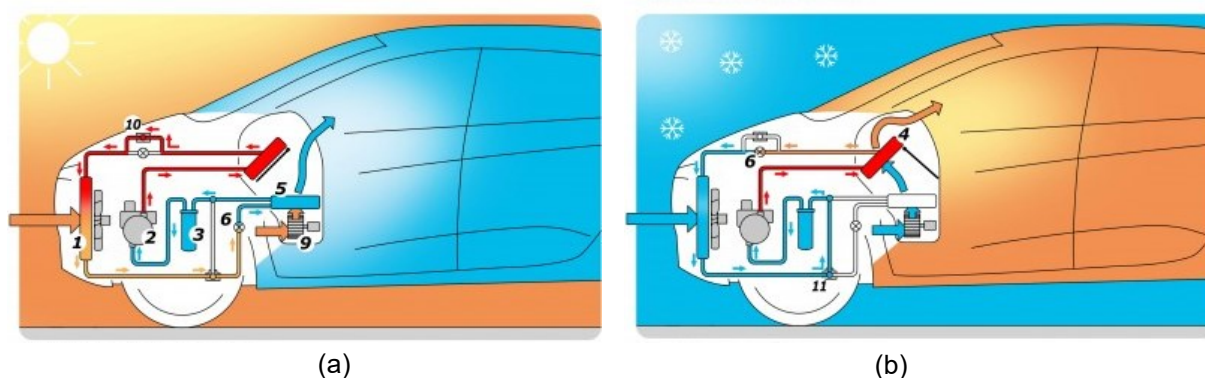


Figura 6: (a) Representação esquemática do sistema HVAC veicular em modo climatização (b) e aquecimento. São representados os seguintes componentes: 1 – condensador externo; 2 – compressor; 3 – separador de líquidos; 4 – condensador interno; 5 – evaporador; 6 – válvula de expansão; 9 – ventilador; 10 e 11 – válvulas solenoide (BREQUE, 2017).

No modo climatização, o refrigerante sofre um aumento de pressão no compressor (nº 2) que também causa um aumento da temperatura, de acordo com a lei de conservação de energia. Em seguida, no condensador externo (nº 1) ele é ligeiramente resfriado pelo ar externo e passa por uma válvula de expansão (nº 6) que diminui drasticamente sua pressão e temperatura. Em seguida, no evaporador interno (nº 5) o refrigerante absorve o calor do ar que entra na cabine e então retorna ao compressor, passando pelo separador de líquidos (nº 3), para reiniciar o ciclo.

No modo de aquecimento, o refrigerante passa para o condensador interno (nº 4) logo após o compressor e aquece o ar que entra na cabine. No entanto, devido à mudança na orientação da válvula, os circuitos de baixa e alta pressão se encontram em diferentes áreas do ciclo do refrigerante. Além disso, para ambos os modos há a opção "recirculação", ou seja, o ar da cabine não é completamente renovado a cada determinado período de tempo. Esse volume de ar pré-condicionado é aproveitado para manter a temperatura dentro da cabine conforme o desejado, com um menor consumo de energia.

Em relação às atuais lógicas de controle do sistema HVAC, os veículos possuem apenas as opções "manual" e "automático". Apesar do avanço tecnológico no âmbito das metodologias de previsão de conforto térmico, mesmo quando no modo "automático" a gestão térmica da cabine é feita apenas com base em uma temperatura de referência. Esta temperatura varia de um fabricante de automóveis para outro, porém dentro da ex-PSA o valor adotado é igual a 22 °C.

No entanto, embora o usuário possa alterar no painel qual a temperatura da cabine desejada, esse parâmetro sozinho ainda não é suficiente, pois nem sempre o valor escolhido é o mais adequado para alcançar o conforto térmico de forma eficiente. Por exemplo, uma pessoa que acabou de sair da academia sente calor e regula a temperatura da cabine em 18°C; no entanto, após alguns minutos ela sentirá frio, aumentará a temperatura desejada e assim uma quantidade considerável de energia é gasta sem gerar satisfação térmica.

De fato, outros parâmetros, ambientais (intensidade solar, umidade do ar) e pessoais (isolamento das roupas, número de pessoas a bordo, idade dos ocupantes), simples de mensurar possuem um grande impacto na sensação térmica local e promovem uma melhor gestão energética da bateria do veículo (FOJTLÍN, et al., 2017). Nesse espírito, as análises realizadas dentro desse projeto visam resolver esses desafios atuais, propondo e desenvolvendo uma nova estratégia de gestão do sistema HVAC (tema abordado no capítulo 5).

2.2 Conceituação do termo “Conforto Térmico”

Apesar da subjetividade do termo, o conforto térmico pode ser definido como o estado de espírito que expressa a satisfação de uma pessoa em relação ao ambiente térmico em que se encontra (ASHRAE, 2010). Os principais fatores que influenciam o conforto térmico dentro da cabine do veículo são classificados em duas categorias: variáveis ambientais, incluindo a temperatura do ar, a velocidade do ar, a temperatura radiante média e umidade relativa do ar; e variáveis pessoais, incluindo o nível de atividade metabólica e o isolamento das roupas (SIMION, SOCACIU, & UNGURESAN, 2016).

Evidentemente, devido à heterogeneidade da população, a percepção da sensação térmica entre cada pessoa pode ser muito diferente, mesmo quando sujeitas às mesmas condições climáticas. Além da taxa metabólica de base (TMB), critérios como idade, sexo e até origem geográfica desempenham um papel importante na decisão da temperatura ideal. Resultados estatísticos de estudos realizados com voluntários de diferentes faixas etárias mostram que mulheres e idosos preferem uma temperatura ambiente (TA) mais elevada (SCHAUDIENSTA & VOGDTA, 2017).

De fato, é em condições de inverno que as respostas termofisiológicas apresentam as maiores variações entre homens e mulheres. A partir de ensaios realizados no SITHER, durante as campanhas de testes de verão e inverno, foram realizados cálculos estatísticos afim de comparar as diferenças das respostas termofisiológicas, entre diversos segmentos populacionais, para cada tipo de teste.

Assim, estabeleceu-se a temperatura média da pele (MST, do inglês “*Mean Skin Temperature*”) como variável de interesse. Esse parâmetro MST é calculado de forma igual para todos os participantes dos testes, a partir de uma média ponderada das temperaturas experimentais de algumas partes selecionadas do corpo (procedimento detalhado no capítulo 4). Ademais, os principais critérios de agrupamento adotados foram o sexo, a faixa idade e o biotipo físico dos voluntários.

Em suma, é principalmente quando os participantes são divididos com relação ao sexo que fica perceptível a diferença de comportamento das curvas de temperatura de cada grupo com a mudança do cenário simulado. Em condições de verão, ou seja, em testes cuja temperatura ambiente final é de 30 °C ou 40 °C, a MST evolui de maneira idêntica tanto para homens quanto para mulheres (Figura 7).

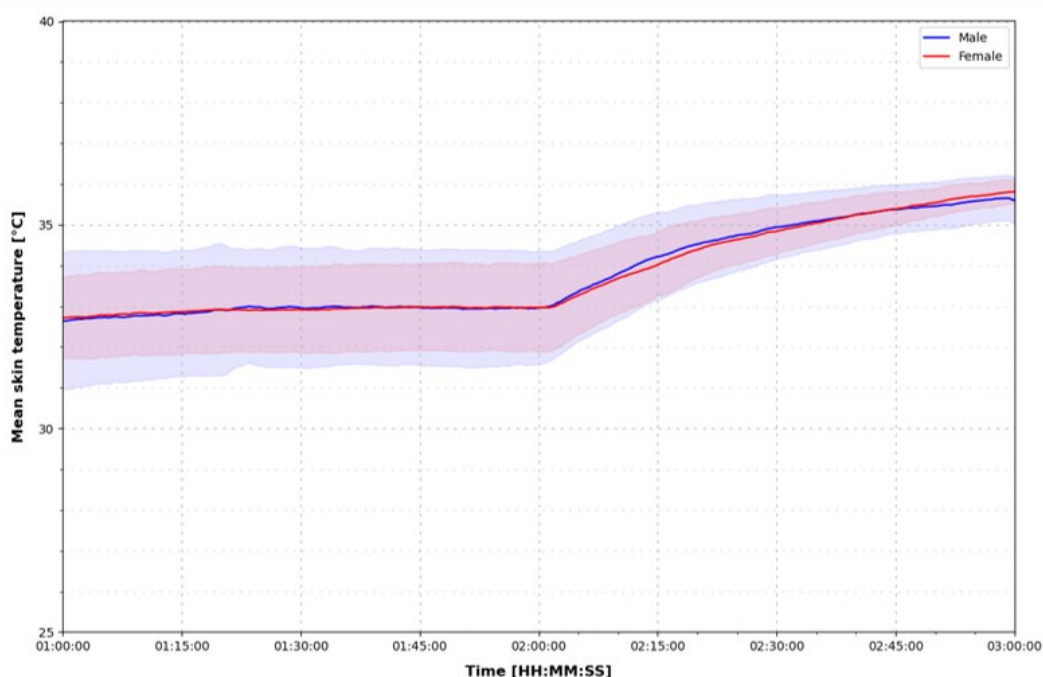


Figura 7: Evolução da MST de homens (linha azul) e mulheres (linha vermelha) ao longo do teste tipo verão a 40 °C – as curvas são praticamente sobrepostas (VEDECOM, 2021).

Já em cenários do tipo inverno, em que a temperatura ambiente final assume o valor 10 °C ou 20 °C, a curva MST dos dois grupos segue o mesmo perfil, porém com

uma clara defasagem (Figura 8). Ao longo de todos os testes considerados, a temperatura corporal das mulheres está sempre 1 °C abaixo à dos homens. Isso comprova os resultados encontrados na literatura e indica que as estratégias de gestão térmica da cabine podem ter níveis de maior e menor complexidade dependendo das condições climáticas externas.

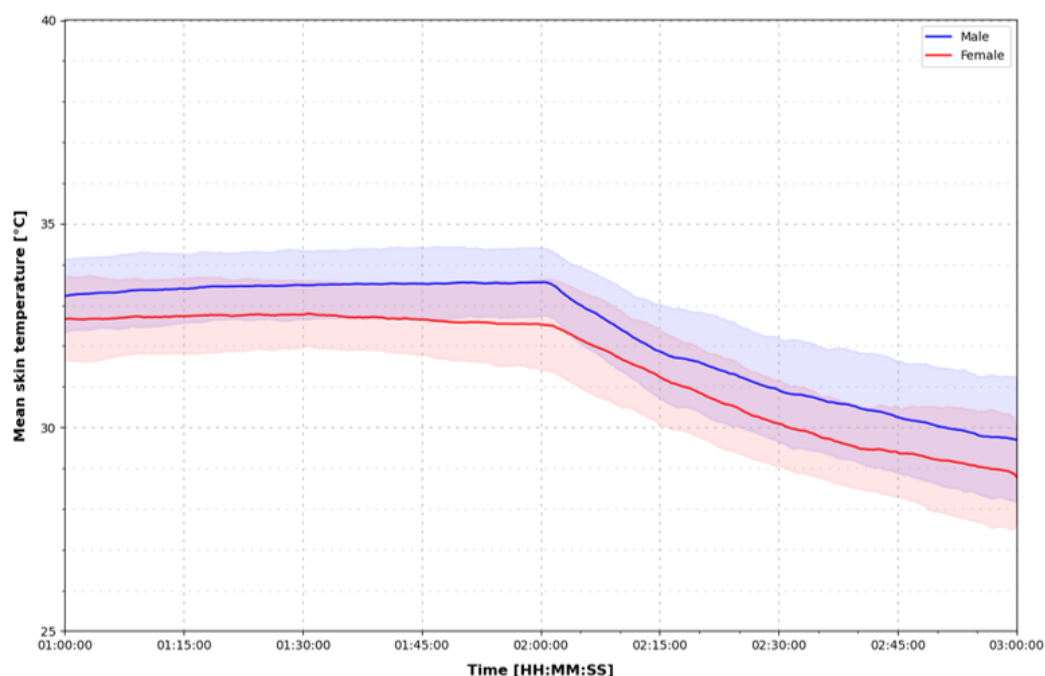


Figura 8: Evolução da MST de homens (linha azul) e mulheres (linha vermelha) ao longo do teste tipo inverno a 10 °C – as curvas possuem o mesmo perfil, porém defasadas de aproximadamente 1 °C (VEDECOM, 2021).

As MST traçadas nos gráficos anteriores são calculadas como a média simples da MST de cada indivíduo do grupo, em azul para os homens e vermelho para as mulheres. As bandas de Bollinger, que seguem o mesmo esquema de cores, representam 1,5 vezes o valor do desvio padrão de cada grupo. Aproximadamente 87% das amostras se encontra no interior das bandas, o que torna a distribuição estatística representativa da população.

Em termos de avaliação do conforto térmico, são utilizados métodos bastante consolidados e largamente aceitos, como o proposto por Fanger em 1970. Em seu livro, ele estabelece o Voto Médio Previsto (PMV, do inglês “*Predicted Mean Vote*”), um índice que visa prever o valor médio do voto de um grupo de pessoas na escala de sensação térmica ASHRAE de 7 pontos: frio; fresco; levemente fresco; nem quente, nem frio (neutro); ligeiramente morno; morno; quente (Figura 9).

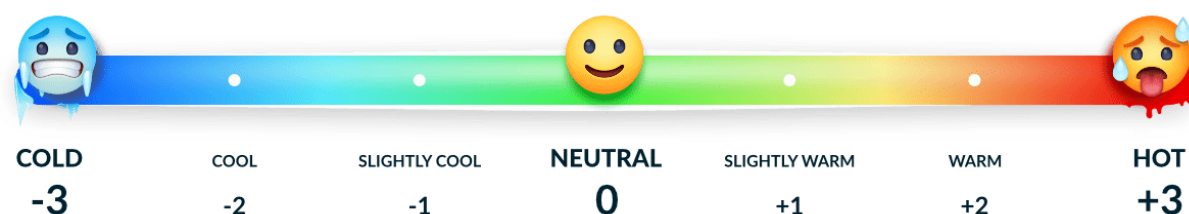


Figura 9: Escala de sensação térmica normalizada por ASHRAE (BeSWIC).

A partir das diversas medidas coletadas durante o teste, tanto do ambiente quanto do participante, o valor correspondente do PMV para cada momento pode ser calculado graças a uma extensa equação definida pela norma ISO 7730 (Anexo 1). Essa equação se baseia no equilíbrio térmico do corpo humano, isto é, a condição "0 – neutra" da escala ASHRAE, que é alcançada quando a produção interna de calor do indivíduo é igual à sua perda de calor para o ambiente (FANGER, 1970).

No entanto, o PMV por si só não é suficiente para definir o nível de conforto ou desconforto térmico experimentado por um grupo populacional. Assim, o conceito de Porcentagem Dessatisfeita Prevista (PPD, do inglês "*Predicted Percentage of Dissatisfied*") é adicionado à análise: ele estima o percentual de pessoas que não estão satisfeitas no nível térmico.

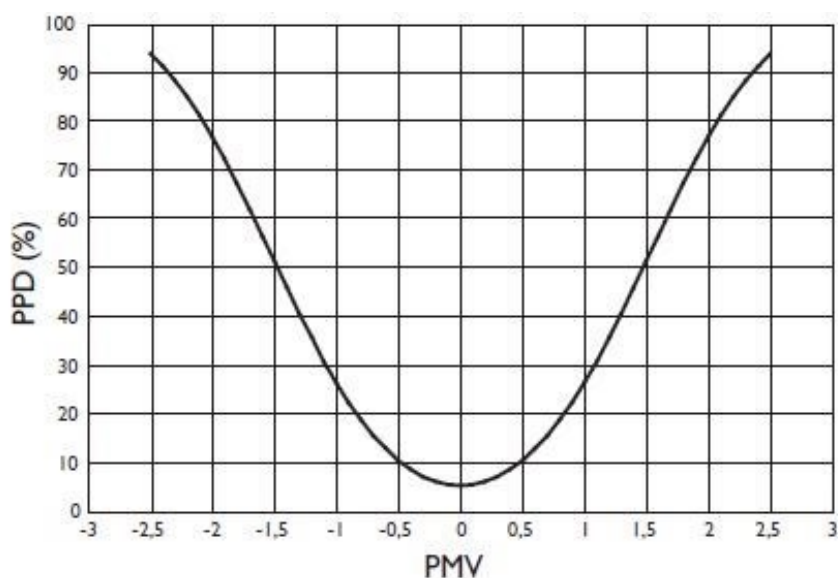


Figura 10: Visualização gráfica da relação entre o PPD e o PMV.

Mesmo em uma situação ótima, isto é, quando o PMV é igual a zero, a taxa de insatisfação é de 5% entre as pessoas que experimentam as mesmas condições térmicas, metabólicas e de vestuário (BeSWIC). Além disso, quanto mais o PMV se

desvia de zero, mais o PPD aumenta (Figura 10). Por fim, para garantir uma situação de conforto térmico, recomenda-se que o PPD seja inferior a 10%, o que corresponde a um PMV entre -0,5 e +0,5.

Além disso, nos experimentos do SITHER também há interesse na percepção térmica de cada participante, então um questionário individual e subjetivo é implementado (Anexo 2). No entanto, entre as possíveis respostas há dois outros pontos adicionais, "muito frio" e "muito quente", para corresponder às condições extremas possíveis em um veículo (ZHANG, ARENS, & HUIZENGA, 2005). Este questionário inclui perguntas sobre a sensação e percepção térmica, em um nível global e também local, isto é, para cada parte do corpo, de acordo com o modelo de Zhang (ZHANG, ARENS, & HUIZENGA, 2009).

No nível semântico, é muito importante distinguir o uso, ao longo deste trabalho, de duas noções relacionadas ao tema do conforto térmico: "sensação térmica" e "percepção térmica". A sensação térmica é traduzida pela interpretação física de calor ou frio, como as opções figuradas na escala ASHRAE.

Por outro lado, a percepção térmica refere-se ao conforto em si, ou seja, ao nível de satisfação do indivíduo em relação à sensação a qual está submetido. No entanto, dada a importância do termo "conforto térmico" para este projeto e seu uso em um sentido mais amplo, o mesmo não será usado para indicar as respostas do participante para esta segunda parte do questionário.

A escala de percepção térmica possui 7 pontos: "muito desconfortável"; "desconfortável"; "ligeiramente desconfortável"; "ligeiramente confortável"; "confortável"; "muito confortável" e "indeterminado". Este último não indica um estado neutro, ele está à disposição do participante do teste apenas para o caso em que o mesmo não saiba como definir sua percepção local e para impedi-lo de fazer uma falsa escolha – atrapalhando o tratamento de dados posteriormente.

A título de exemplo, para fixar a distinção entre os dois conceitos, um homem submetido a uma temperatura ambiente de 10 °C pode assimilar o frio (sensação), mas estar confortável (percepção), enquanto uma mulher nas mesmas condições e com a mesma assimilação física de frio (sensação) estará muito desconfortável (percepção).

CAPÍTULO III

METODOLOGIA EXPERIMENTAL

Afim de obter simulações numéricas fidedignas e condizentes com a realidade, é preciso partir de dados experimentais, obtidos através de metodologias confiáveis e replicáveis. Este capítulo apresenta o laboratório onde os experimentos foram conduzidos, a instrumentação instalada, os mecanismos de controle e monitoramento dos testes, bem como seus protocolos.

3.1 Laboratório SITHER

O interior de um carro é como uma "bolha de ar" móvel sujeita a condições externas adversas e bem distintas, por exemplo o ocasional congelamento superficial de vidros durante o inverno ou a sensação térmica acima de 40 °C em períodos de canícula. Com o objetivo de poder simular esses diferentes cenários de forma repetível, o SITHER é construído de forma seu ambiente seja totalmente controlável e possa reproduzir ao máximo o interior de um veículo real (Figuras 11 e 12).



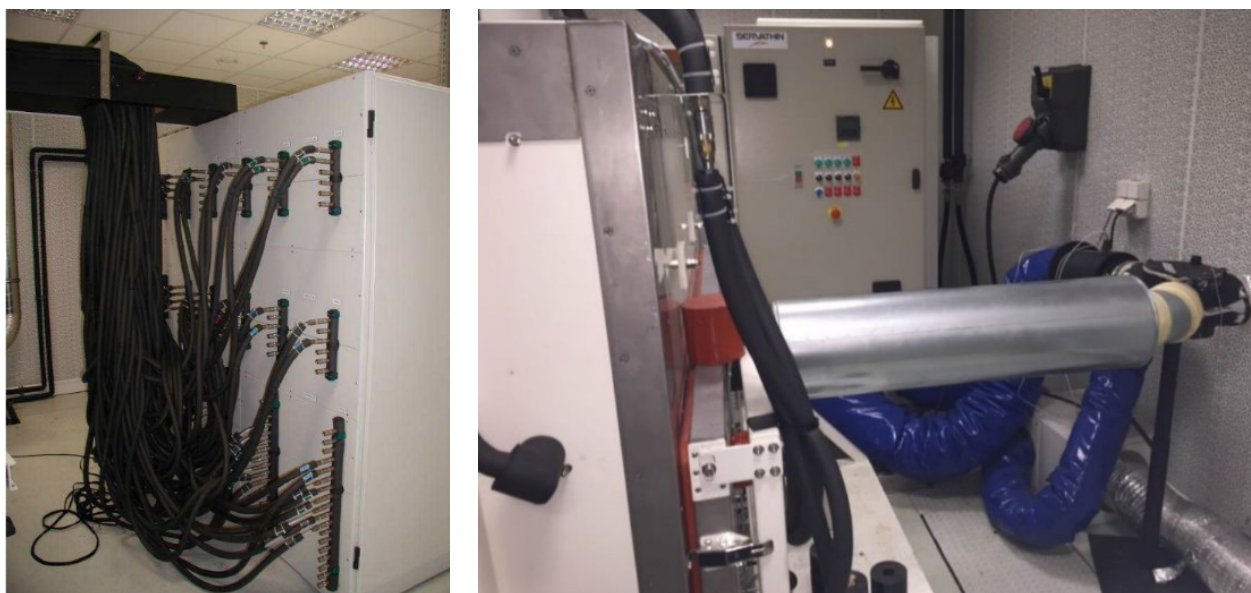
Figura 11: Bancada de testes SITHER instalada em um dos laboratórios do grupo PSA (O autor).



Figura 12: O interior do simulador possui os principais elementos encontrados no interior da cabine de um veículo real (O autor).

O simulador é isolado termicamente e equipado com 42 painéis radiantes de aço inoxidável nos quais circula a água da central de condicionamento de água (Figura 13). Esta central é capaz de prover água com temperaturas entre 0 e 60 °C devido a dois ciclos independentes, o frio que opera a -10 °C e o quente que opera a 70 °C. Além disso, a central de ar (Figura 13) é outra grande máquina presente no laboratório, ela aprovisiona as saídas de ar do painel com uma velocidade máxima de 3 m/s, temperaturas na faixa de 5 a 70 °C e umidade relativa entre 15 e 85%.

Para criar o ambiente desejado em seu interior, é necessário possuir domínio sobre o funcionamento desses dois equipamentos principais e acompanhá-los em tempo real. O software DataSet Pro permite o controle e supervisão dos testes, bem como o gerenciamento da aquisição de dados. Sua interface principal exibe a divisão do simulador em 42 painéis, a posição de cada um deles dentro da cabine, suas temperaturas reais e a quais ciclos da central de condicionamento água estão ligados (Figura 14).



(a) Central de condicionamento de água (b) e central de ar (O autor).
 Figura 13: (a) Central de condicionamento de água (b) e central de ar (O autor).

Além disso, ela exibe os valores de referência e os valores medidos dos parâmetros relativos à central de ar, ou seja, umidade, velocidade e temperatura. Uma outra aba mostra a evolução da temperatura de cada painel em tempo real (Figura 15). Essa seção é personalizável e permite também acompanhar as medidas de outros sensores instalados dentro do simulador, como os termopares e anemômetros.

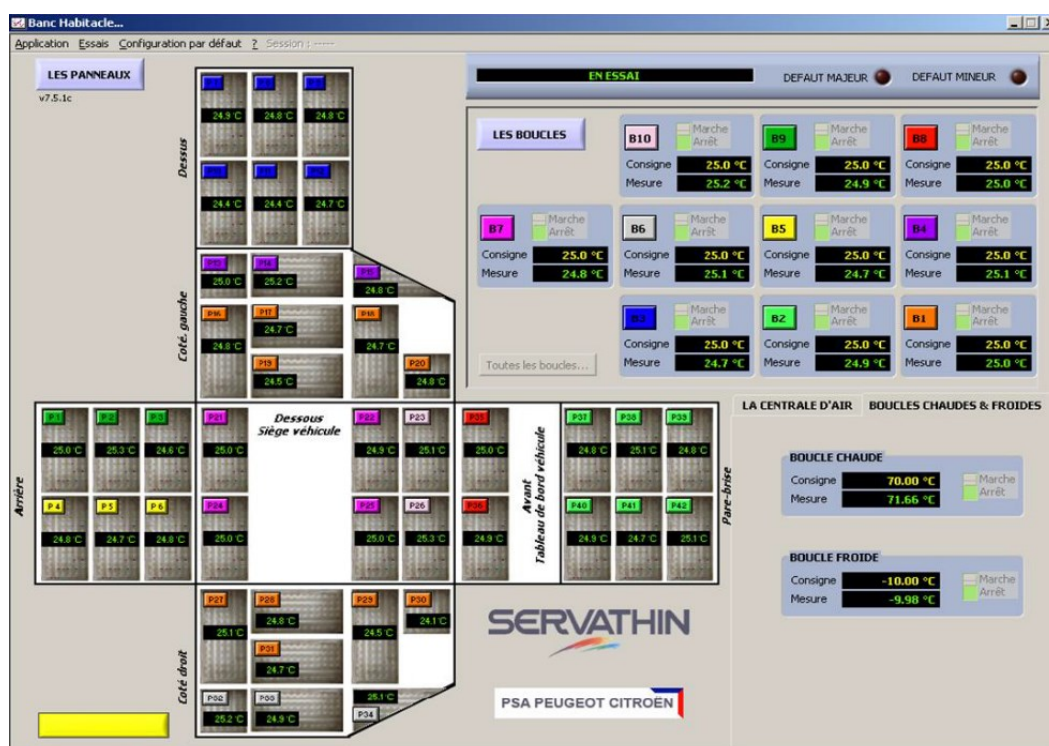


Figura 14: Interface principal do DataSet Pro (O autor).

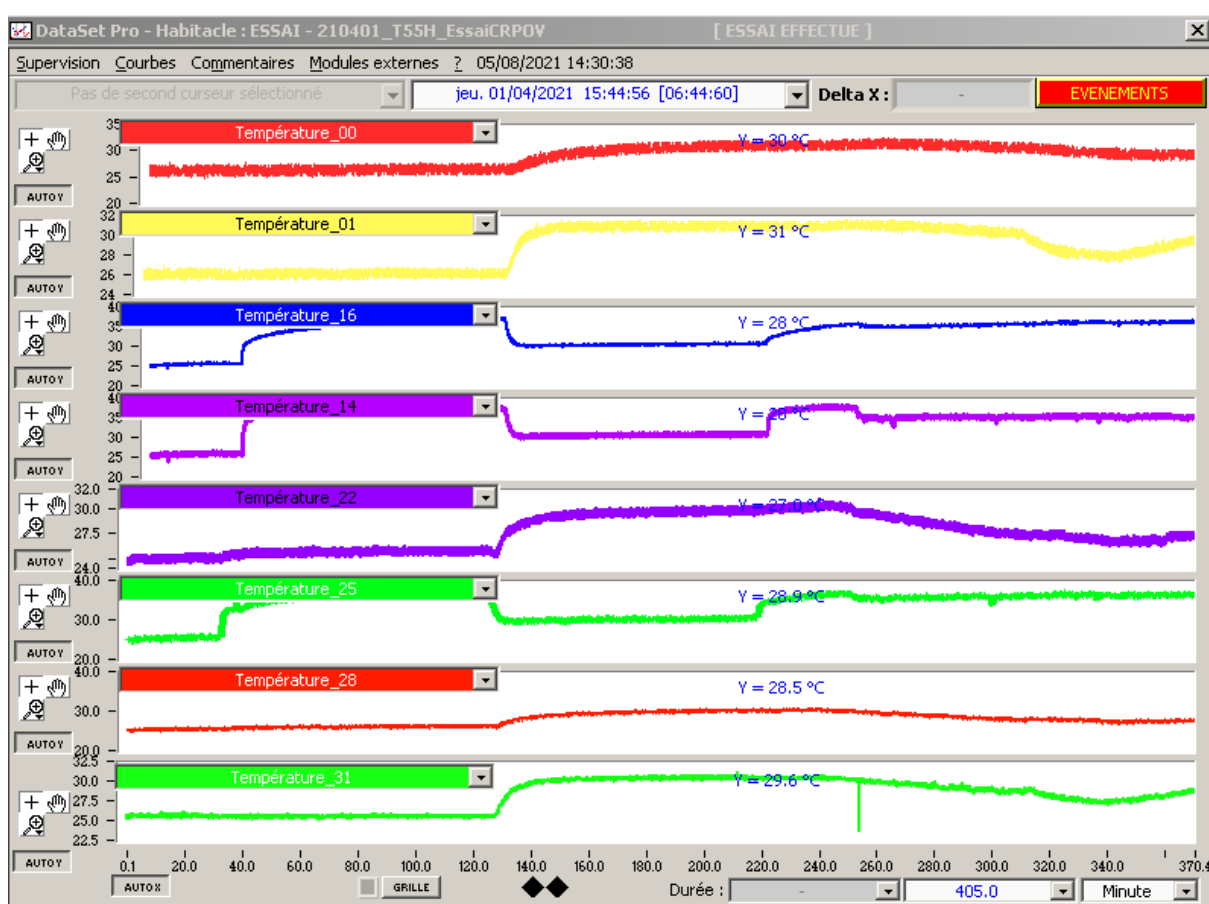


Figura 15: Exibição de curvas de temperatura provenientes da instrumentação do simulador (O autor).

Enfim, neste ambiente controlado é possível reproduzir condições de inverno ou verão, eliminando os efeitos parasitas de um veículo na estrada (vibrações, luz, etc.). Assim, a instrumentação do banco é feita facilmente, com menor interferência dos ruídos externos nas medições obtidas pelos sensores (termopares, anemômetros, etc.). Por outro lado, como qualquer método experimental, a atmosfera simulada não é completamente fiel à realidade. Entre as desvantagens pode-se mencionar a ausência de luz solar, vidros e uma temperatura do ar única. Portanto é preciso analisar o impacto das simplificações feitas e, possivelmente, corrigi-las.

3.1.1 Instrumentação da bancada de testes e dos participantes

O simulador é equipado com sensores que transmitem informações do ambiente em tempo real para garantir um monitoramento cuidadoso do teste e dar a possibilidade de ajustar prontamente parâmetros não conformes. Algumas medidas experimentais, como a temperatura do ar no centro do simulador, são introduzidas

diretamente no código do modelo termofisiológico. Assim, o cálculo é mais preciso, levando em conta as variações reais medidas pelos termopares em vez de considerar uma previsão da evolução da temperatura, partindo de um valor de referência.

Ademais, há também outros sensores utilizados para a aquisição de dados fisiológicos e metabólicos dos participantes. Esse volume maciço de informações, provenientes de indivíduos de diferentes sexos, idades e condições físicas, constitui um banco de dados primordial para o desenvolvimento da estratégia de personalização do HVAC veicular. A instrumentação utilizada nos ensaios, e um breve resumo de seu funcionamento, é descrita a seguir:

- **Termo-anemômetros:** A partir da potência dissipada para manter a temperatura do fio constante, para compensar o resfriamento devido ao fluxo de ar ao qual está submetido, a velocidade e a temperatura do ar dentro do simulador são calculadas. O anemômetro utilizado no SITHER permite medir velocidades na faixa de 0,015 a 5 m/s, independentemente da direção, com uma precisão geral de $\pm 1\%$. Ele está posicionado no centro da cabine, entre os dois assentos, afim de reduzir os efeitos de parede e garantir a medição da temperatura mais homogênea possível (Figura 16). Além disso, sua capacidade de medir temperaturas entre 0 e 40 °C é suficiente para todos os cenários simulados.

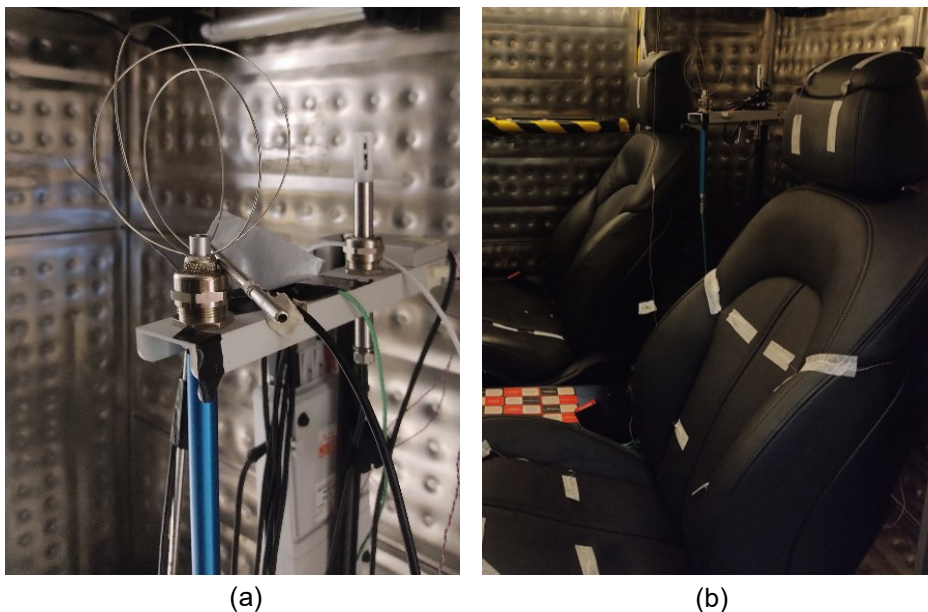


Figura 16: (a) Termo-anemômetro (b) e sua posição dentro do simulador (O autor).

- **Termopares:** Os termopares são utilizados em contato direto, para medir temperatura de superfícies, ou livres, para medir a temperatura do fluxo de ar

corrente. Dentro da cabine, eles estão posicionados na frente das saídas de ar e suspenso no meio da cabine; nas superfícies dos painéis radiantes, dos assentos, das portas etc. (Figura 17 e Anexo 3). Eles também podem ser úteis para medidas em posições estratégicas do corpo do participante - por exemplo, sobre as coxas e ombros, por cima das roupas, durante um teste de verão, pois essas áreas recebem ar fresco das saídas de ar do assento. Sua precisão é limitada (incerteza de medição igual a 0,1 °C), mas são fáceis de configurar, não requerem calibração frequente e cobrem uma ampla faixa de temperaturas.

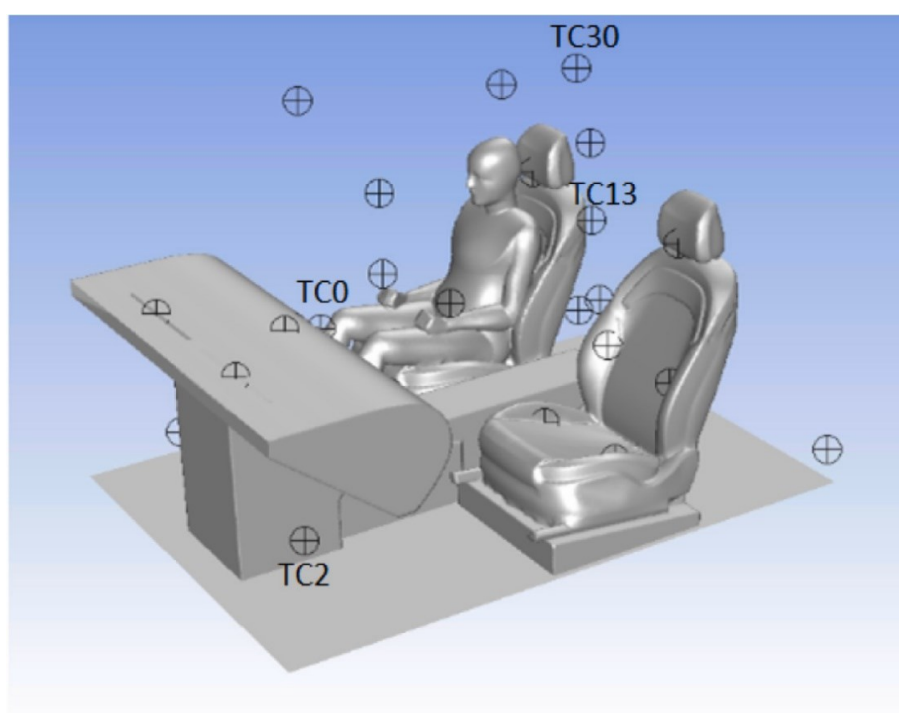


Figura 17: Representação 3D da posição dos termopares dentro do simulador (JAOUDE, THIAGALINGAM, EL KHOURY, & CREHAN, 2020).

- **Câmera térmica:** A câmera térmica FLIR C2 do laboratório é utilizada para medir a temperatura de superfícies, principalmente dos elementos de conforto próximo. As imagens obtidas permitem ter uma visão mais ampla sobre a distribuição de temperaturas e ajudam a detectar possíveis disfunções dos dispositivos.
- **Balança de bioimpedância:** Este dispositivo permite caracterizar a composição corporal a partir da medição da resistência do corpo à passagem de uma corrente elétrica de baixa intensidade, cerca de 70 μ A. Entre as principais

variáveis de interesse está a TMB, utilizada na parametrização do modelo numérico de termofisiologia.

- HygroButtons: Esses sensores são a principal ferramenta de instrumentação dos voluntários. Devido ao pequeno tamanho e à composição em aço inoxidável, seu uso em diversas partes do corpo dos participantes é conveniente e viável (Figura 18). No total, são utilizados 37 botões com o objetivo de medir a temperatura e a umidade superficial da pele (Anexo 4). São capazes de medir temperaturas na faixa de -20 a 85 °C, com resolução de 0,1 °C e precisão de $\pm 0,5$ °C; e a umidade em sua totalidade, com resolução de 0,1% e precisão de 5%.



Figura 18: Participante do teste equipado com HygroButtons (O autor).

3.1.2 Elementos de conforto próximo

Para encontrar um melhor compromisso energético entre a regulação climática da cabine e a autonomia da bateria do veículo, é necessário buscar soluções em tecnologias mais modernas e pouco convencionais. Em relação ao sistema HVAC, este é o caso dos elementos de conforto próximo, que incluem painéis radiantes, bancos aquecidos, bancos ventilados, volantes aquecidos e aquecedores de pescoço, por exemplo.

Até recentemente, os veículos utilizavam apenas aquecimento por convecção, com a introdução do ar aquecido na cabine pelas saídas de ar do painel. No entanto, a enorme perda de calor com o ambiente externo, na tentativa de aquecer

uniformemente a cabine, limita significativamente a capacidade dessa estratégia de alcançar o conforto térmico dos ocupantes.

Assim, para reduzir a energia requerida pelo sistema, o uso de elementos de aquecimento por condução é uma alternativa viável e eficaz. Considerando que algumas partes do corpo dos ocupantes está sempre em contato direto com as superfícies dos componentes do veículo, como os assentos e ainda, no caso do condutor, o volante, a eficiência energética desta estratégia é relativamente alta.

De fato, os assentos aquecidos, durante a fase de aquecimento, podem melhorar a sensação de conforto térmico do ocupante quando a temperatura da cabine está abaixo de 15 °C. Além disso, são capazes de aumentar a temperatura dos dedos dos pés, ou pelo menos evitar que elas caiam, e também melhoram a sensação de conforto térmico dos mesmos quando a temperatura da cabine está entre 15 e 20 °C (HAJIME, TABATA, NAKA, TAKEDA, & TOCHIHARA, 2012).

Os elementos de conforto próximo podem ser utilizados em conjunto, mas durante os ensaios realizados no laboratório SITHER eles foram testados individualmente. Assim, em um primeiro momento, é possível avaliar a eficácia de cada um do ponto de vista do conforto térmico e melhor compreender as contribuições individuais. Cada componente influencia de forma diferente o conforto térmico local:

- Assento aquecido: equipado com resistores internos no nível do encosto e do assento, possui um teto de operação de 44 °C (Figura 19).

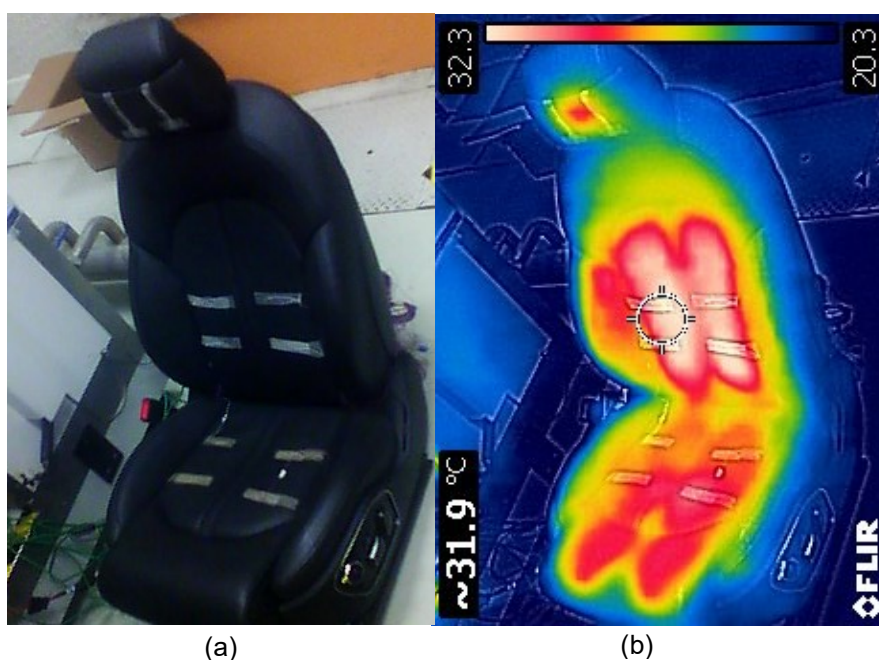


Figura 19: (a) Assento aquecido (b) e seu campo térmico quando em funcionamento (O autor).

- Volante aquecido: devido ao calor dissipado pelos resistores, todo o perímetro externo do volante é aquecido em até 35 °C (Figura 20).

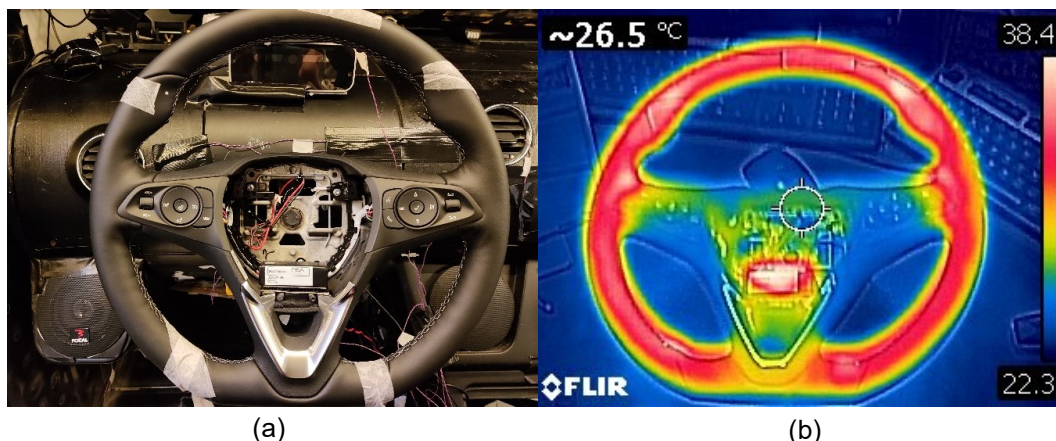


Figura 20: (a) Volante aquecido (b) e seu campo térmico quando em funcionamento (O autor).

- Assento ventilado: como extensão das saídas de ar do painel, o assento possui difusores nas laterais do apoio para a cabeça e também nas laterais inferior do encosto. Além disso, pequenas perfurações no material do banco garantem ventilação ao longo do encosto e do assento (Figura 21).

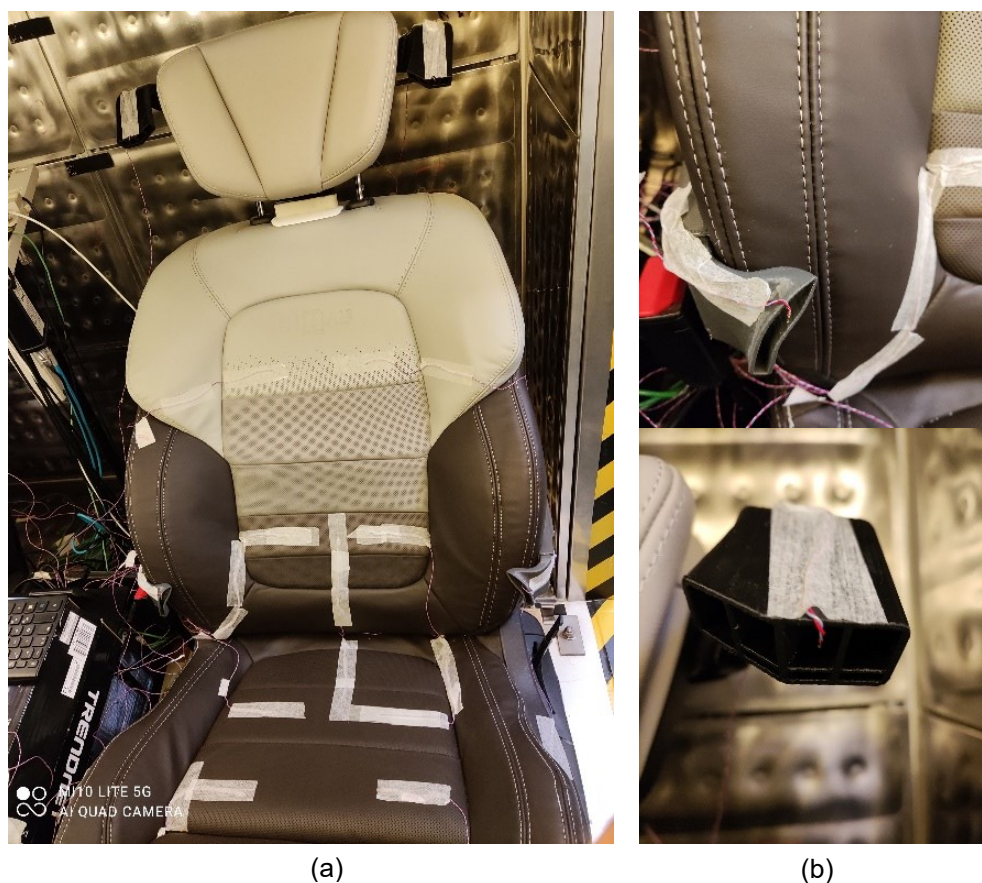


Figura 21: (a) Assento ventilado (b) e difusores no encosto e no apoio para a cabeça (O autor).

- Aquecedor do pescoço: sob mesmo princípio do assento ventilado, uma saída de ar está localizada logo atrás da nuca do ocupante (Figura 22).



Figura 22: Aquecedor de pescoço (O autor).

- Painéis radiantes: localizados sobre as superfícies das portas do simulador (Figura 23) e abaixo do painel (Figura 24), próximos dos pés dos ocupantes, eles são capazes de atingir a temperatura de 70 °C graças aos fios de cobre internos.

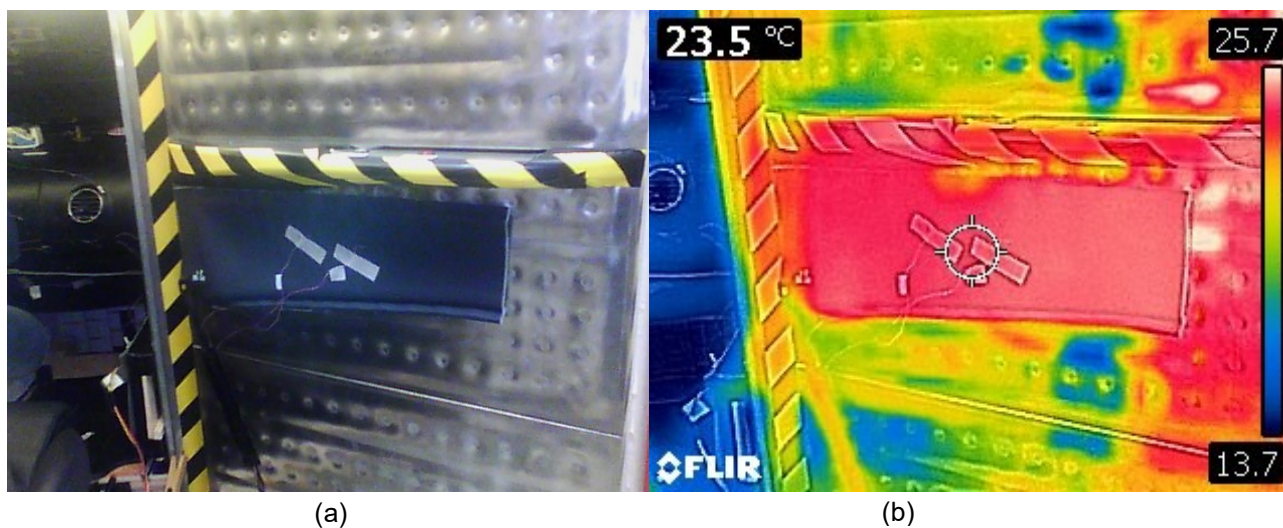


Figura 23: (a) Painel radiante instalado na porta do simulador (b) e seu campo térmico quando em funcionamento (O autor).

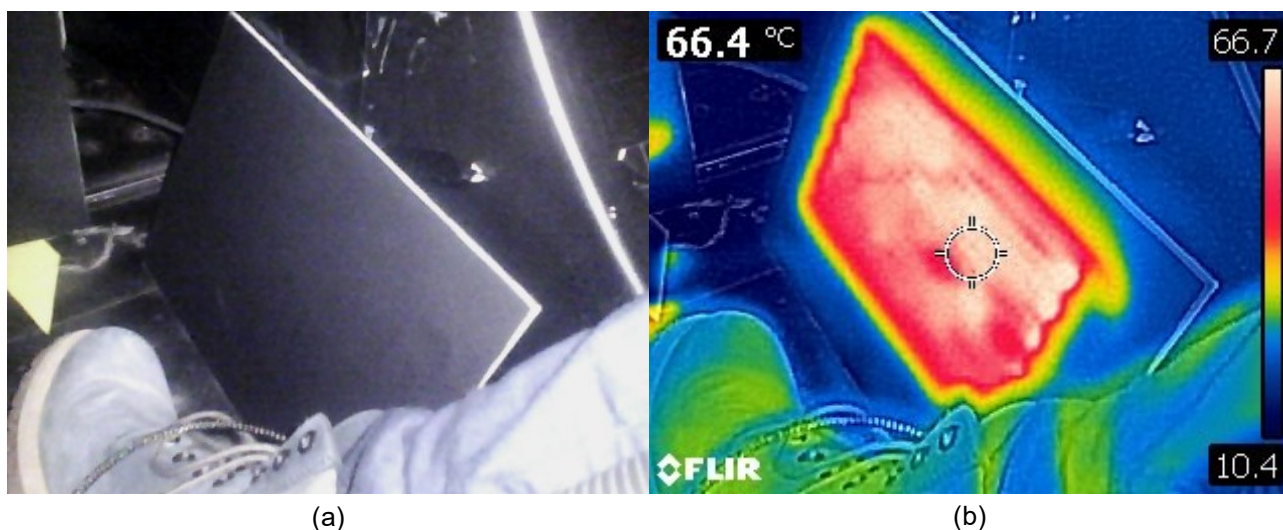


Figura 24: (a) Painel radiante instalado abaixo do painel (b) e seu campo térmico quando em funcionamento (O autor).

3.2 Protocolos de experimentos

A execução de cada teste de acordo com um procedimento padronizado é essencial para garantir a fiabilidade dos dados coletados. Algumas instruções podem variar dependendo da campanha de testes, mas a base é sempre a mesma. Por exemplo, para testes do tipo verão, o participante se veste com uma camiseta de algodão, calças de linho leve e mocassins; para testes do tipo inverno, a vestimenta inclui uma camiseta e suéter de algodão, calças de algodão e botas (Figura 25).

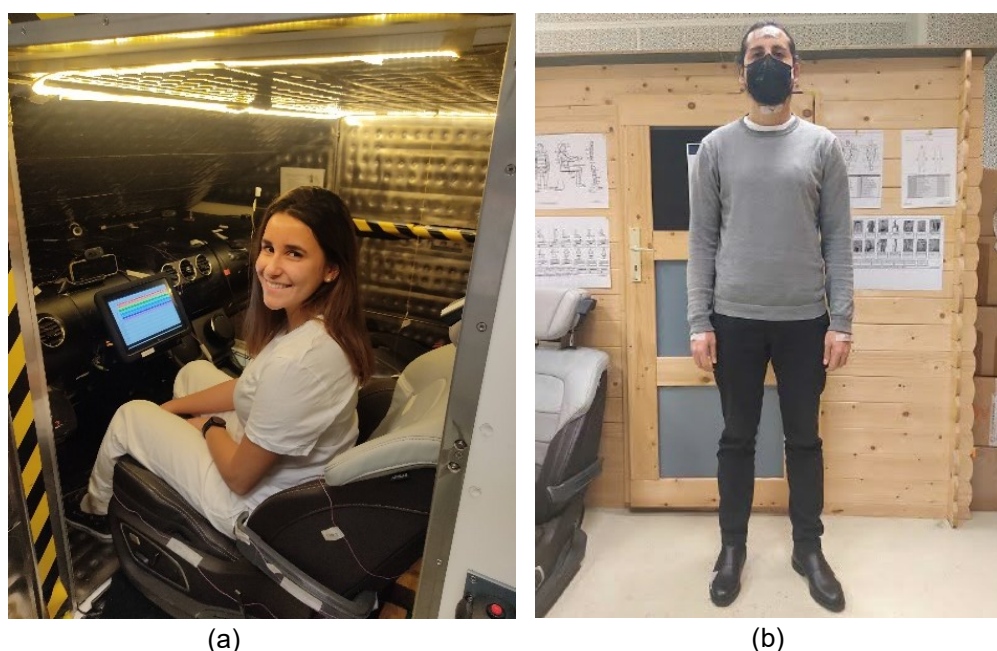


Figura 25: (a) Vestimentas para um teste do tipo verão (b) e inverno (O autor).

3.2.1 Experimento nº 1: Busca da termoneutralidade

Para todos os cenários de teste (inverno ou verão; com ou sem elementos de conforto próximo), um primeiro ensaio em comum é realizado na parte da manhã. Com o objetivo de encontrar a temperatura de termoneutralidade do participante, ou seja, aquela em que ele não sente nem calor nem frio, o voluntário fica dentro do simulador por um total de 90 minutos.

Em princípio, a temperatura é fixada em 25 °C, com umidade relativa de 50% e as saídas de ar sopram com um fluxo de ar constante. A cada cinco minutos, o participante responde ao questionário de conforto térmico (Anexo 2) e, de acordo com sua resposta ao critério "sensação térmica global", três sequências são possíveis: se "neutro", a temperatura de referência da cabine não muda; se sentir calor ou frio, a temperatura é reduzida ou aumentada em 0,5 °C, respectivamente.

3.2.2 Experimento nº 2.1: Teste de Conforto Térmico Estacionário

No período vespertino, uma das possibilidades de ensaio é o teste de Conforto Térmico Estacionário (CTS, do francês "*Confort Thermique Stationnaire*"), em que o simulador é pré-condicionado a uma temperatura de 10 °C, 20 °C, 30 °C ou 40 °C. As configurações de umidade e fluxo de ar são as mesmas utilizadas no teste matinal. A cada cinco minutos, o participante responde ao mesmo questionário, no entanto, independentemente de suas respostas, a temperatura da cabine não é alterada durante o tempo total do teste, 60 minutos.

Para o estudo do conforto térmico em regime permanente, os perfis procurados são homens ou mulheres, divididos em três faixas etárias (jovens entre 18 e 24 anos, adultos entre 35 e 45 anos, idosos entre 56 e 68 anos) e com IMC magro, normal, com sobrepeso e/ou muscular. Assim, são 24 perfis-padrão e um máximo de 96 testes diferentes, levando em conta as quatro condições iniciais de temperatura possíveis.

3.2.3 Experimento nº 2.2: Teste de Conforto Próximo

Após a conclusão da campanha de testes do estudo em regime permanente, outro protocolo foi estabelecido para estudar a influência dos elementos de conforto

próximo na sensação de conforto térmico local e global (Anexo 5). A princípio, eles são testados separadamente para analisar os impactos individuais, mas há previsão de realizar testes com vários elementos simultaneamente, uma vez que no futuro todos eles serão incorporados no veículo e os ocupantes poderão ligá-los quando desejarem.

Para este novo protocolo, o perfil alvo é apenas a população masculina, o mais próxima possível da definição de "homem médio" de Dusan Fiala (FILAN, LOMAS, & STOHRER, 1999): 30 anos, altura de 1,75 m, peso de 73 kg, teor de gordura de 14% e taxa muscular de 42%.

CAPÍTULO IV

METODOLOGIA NUMÉRICA

Com a adição dos dados provenientes das campanhas de testes, além das informações da literatura e a experiência adquirida pela empresa por meio de projetos anteriores, a etapa de modelagem numérica é iniciada. Esse capítulo apresenta as modelagens que foram realizadas, algumas simulações preliminares, assim como o tratamento dos dados experimentais, focando principalmente na escolha do modelo numérico de termofisiologia.

4.1 Modelagem termodinâmica da cabine veicular

A primeira etapa da metodologia numérica do projeto é a modelagem térmica da cabine do veículo. Várias metodologias estão disponíveis, em diferentes graus de complexidade, e a escolha do modelo utilizado depende do nível de detalhe e precisão necessários para os próximos passos. Neste estudo, e tendo em vista os resultados dos experimentos realizados no banco SITHER, pode-se considerar o interior do carro como um ambiente quase homogêneo (JAOUDE, THIAGALINGAM, EL KHOURY, & CREHAN, 2020). Portanto, a suposição de uma única temperatura interior é razoável.

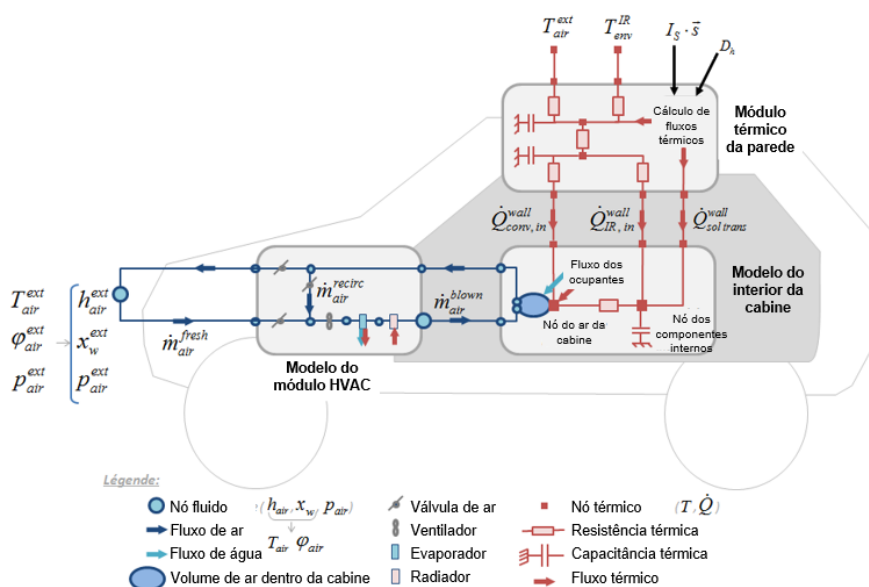


Figura 26: Representação esquemática da modelagem térmica da cabine (BREQUE, 2017).

O modelo implementado foi desenvolvido como parte de uma tese do Centro de Eficiência Energética de Sistemas (CES) da MINES ParisTech, que se baseou e melhorou antigos códigos e arquiteturas já aplicadas pelo grupo PSA (Figura 27). Usando uma abordagem de zona única, a cabine é modelada no ambiente Dymola como um volume de ar com temperatura e umidade homogêneas (BREQUE, 2017). Em suma, o modelo é dividido em três partes (Anexo 6):

- O interior da cabine: inclui duas grandes trocas de calor, entre o ar e os componentes internos (bancos, volante, painel, etc.); e entre o ar e os ocupantes da cabine;
- As paredes: leva em conta todas as trocas de calor que ocorrem entre o interior do veículo e o ambiente externo, devido à luz solar e ao fluxo de ar externo;
- O módulo HVAC: cálculo dos equilíbrios energéticos do ciclo de compressão de vapor, no modo de aquecimento e ar condicionado, levando em consideração seus principais componentes (válvula de ar, ventilador, evaporador, condensador etc.).

Na figura 27, as setas azuis indicam a direção do fluxo de ar e água, que realizam a troca de calor entre o interior da cabine e o módulo HVAC, e suas propriedades (coeficiente de convecção térmica, porcentagem de mistura e pressão) são representadas pelos nós de fluido. Ademais, todos os pontos em que a temperatura é calculada são representados por um nó térmico e seus fluxos de calor pelas setas vermelhas, com as devidas adaptações ao circuito (inclusão de resistências e capacitâncias térmicas).

Os três módulos são interdependentes e igualmente importantes para o cálculo dos parâmetros ambientais da cabine. No entanto, durante os seis meses de projeto abordados neste trabalho, não ocorreu de fato a implementação de uma nova lógica de controle do sistema HVAC no veículo, apenas o desenvolvimento do modelo de termofisiologia dos ocupantes. Portanto, no âmbito das análises realizadas, as variáveis de interesse são apenas os dados de saída do módulo HVAC (temperatura e umidade dentro da cabine) e não o mecanismo de sua regulação. Assim, os detalhes das equações termodinâmicas de regulação térmica da cabine não serão abordados neste trabalho.

Por fim, uma observação importante é que o número de pessoas dentro do veículo influencia muito o equilíbrio térmico da cabine, devido à quantidade de calor emitida por cada ocupante. Portanto, o acoplamento entre o modelo térmico da cabine e o modelo termofisiológico é essencial para a implantação de um sistema HVAC inteligente (tema abordado no capítulo 5).

4.2 Modelagem termofisiológica de Gagge

Cada vez mais aumenta demanda pela aplicação de métodos numéricos na fase pré-projeto de protótipos. No setor automotivo, as tecnologias que integrarão os novos veículos têm adquirido um foco no bem-estar dos ocupantes, então o objeto de estudo do projeto é o ser humano e seus comportamentos. Em particular, no departamento térmico, os modelos de termofisiologia genéricos já existentes (que normalmente simulam uma pessoa em casa ou no trabalho) são tomados como base e, em seguida, adaptados ao ambiente de um interior de carro.

Para prever com precisão as respostas fisiológicas do indivíduo, o modelo deve ser capaz de esquematizar dois tipos de processos: a transferência de calor entre a pessoa e o ambiente externo (AE); e o mecanismo de termorregulação do corpo (PALELLA, ALFANO, & RICCIO, 2017). Entre os muitos disponíveis, o modelo de Gagge é o mais importante do tipo "monocilindro".

De acordo com este modelo, o corpo humano é concebido como um único cilindro, com duas camadas homogêneas e concêntricas, o núcleo central e a pele (Figura 27). As equações levam em conta várias transferências de calor (GAGGE, STOLWIJK, & NISHI, 1972):

- I. Condução entre o núcleo e a pele;
- II. Convecção entre o núcleo e a pele, devido ao fluxo sanguíneo;
- III. Convecção entre o núcleo e o AE, devido à respiração;
- IV. Condução entre a pele e o ME;
- V. Convecção entre a pele e o ME, devido à sudação;
- VI. Radiação entre a pele e o ME.

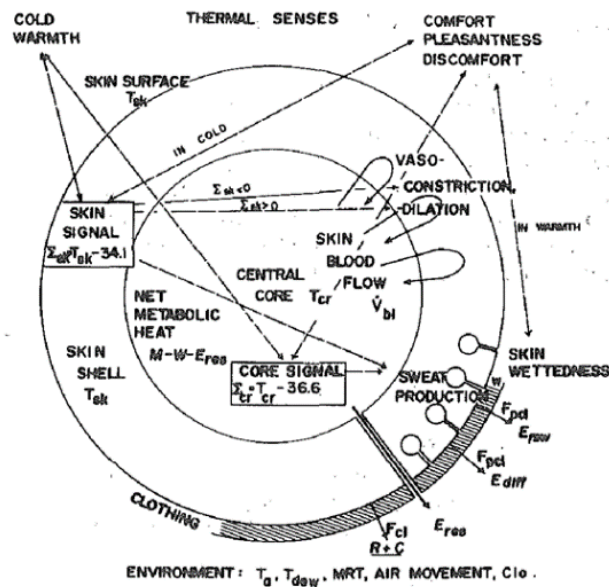


Figura 27: Representação esquemática do corpo humano e sua interação com o ambiente externo, segundo modelo de Gagge (GAGGE, STOLWIJK, & NISHI, 1972).

Assim, a partir das temperaturas calculadas a cada passo de tempo, o modelo pode determinar a vasoconstrição ou vasodilatação dos vasos sanguíneos, bem como os níveis de suor e arrepios, quando o ambiente está muito quente ou muito frio, respectivamente. Ademais, há também o cálculo da produção de energia metabólica e do trabalho muscular, que ocorrem dentro do núcleo central.

Com relação à representação por meio de modelos numéricos, o corpo humano pode ser reproduzido de forma mais ou menos realista. No entanto, o objetivo do projeto é entender qual o menor nível de detalhe suficiente para simular, com fiabilidade, a termofisiologia necessária ao conforto térmico dos vários ocupantes da cabine. Além disso, apesar de sua simplicidade, as versões melhoradas do modelo de Gagge são precisas e acuradas, o que justifica sua aplicação.

Dessa forma, um algoritmo do modelo de Gagge foi implementado no MATLAB (Anexo 7). O código utiliza como dados de entrada as informações do participante (altura, peso e TMB), bem como suas medições termofisiológicas (frequência cardíaca, umidade relativa e temperatura superficial da pele); e variáveis ambientais da cabine (temperatura no centro do simulador e velocidade do ar nas saídas de ar).

Primeiro, os dados provenientes dos instrumentos de medição são lidos e processados por uma rotina criada no ambiente de programação Jupyter, na linguagem Python (Anexo 8). O algoritmo reorganiza temporalmente todas as variáveis, ou seja, converte-as para a mesma escala de tempo (aqui foi utilizado um

segundo), seja por sobre-amostragem ou sub-amostragem. Isso é essencial para que os cálculos matriciais sejam possíveis e consistentes.

Em posse dessas variáveis, registradas em um arquivo Excel específico a cada teste, o algoritmo de Gagge calcula, em menos de um minuto, a temperatura média superficial da pele do participante, a cada segundo, para a duração total do teste (Figura 28). No entanto, alguns parâmetros utilizados são retirados na literatura e, por vezes, não são adaptados às condições simuladas. As possíveis modificações e melhorias do modelo termofisiológico serão discutidas no capítulo 5.

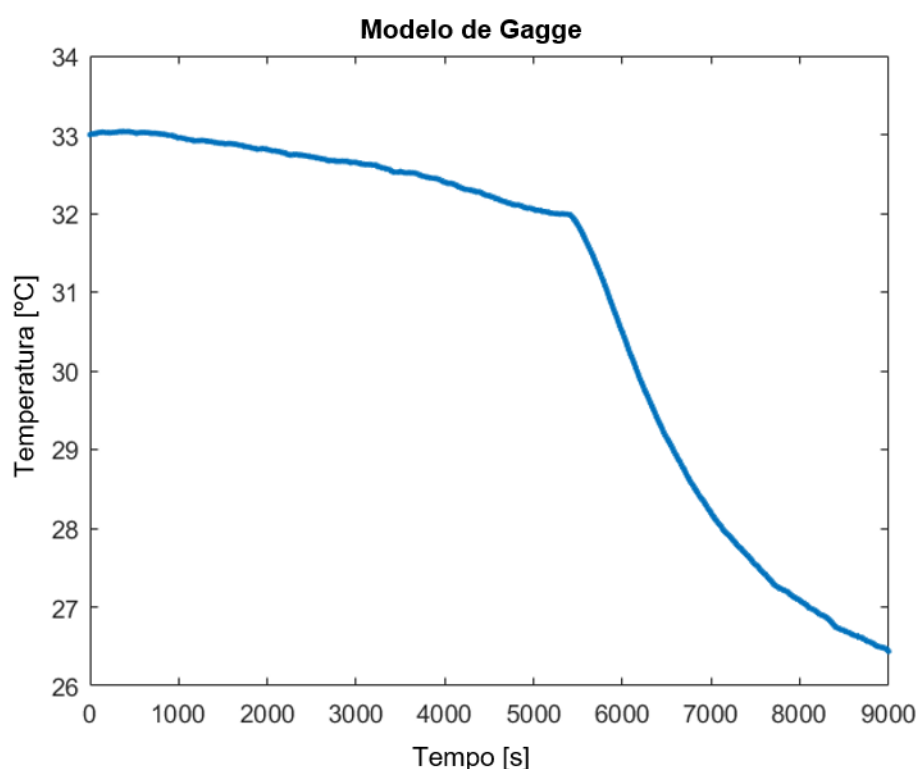


Figura 28: Resultado do modelo de Gagge para um teste do tipo inverno a 10 °C (O autor).

4.3 Abordagem “Mean Skin Temperature” por fórmula de ponderação

Para iniciar o estudo de conforto térmico através das metodologias numéricas, foi aplicado o conceito de Temperatura Média da Pele (MST, do inglês “*Mean Skin Temperature*”) encontrado na literatura. O objetivo inicial é investigar qual método de regressão é mais adequado para o aprendizado supervisionado do modelo de Gagge, testando-os com uma equação já validada e aceita academicamente.

Assim, será escolhido o método que apresenta as melhores previsões de temperatura para cada segmento quando partindo da temperatura corporal modelada,

a MST. Dessa forma, o algoritmo selecionado permitirá obter os resultados de temperatura multissegmento quando alimentado com uma temperatura estimada global ou uma temperatura de uma única parte do corpo (tema abordado nas seções seguintes).

A MST, como o próprio nome sugere, visa determinar uma temperatura representativa do indivíduo, sob condições específicas. O método de cálculo escolhido para este estudo é o do pesquisador N. L. Ramanathan (RAMANATHAN, 1964), que a considera como uma ponderação das temperaturas de quatro segmentos diferentes do corpo, obtidos pela equação (1), como segue:

$$MST_R = 0,3 T_{chest} + 0,3 T_{arm} + 0,2 T_{thigh} + 0,2 T_{leg} \quad (1)$$

Em primeiro lugar, as temperaturas representativas de cada segmento (peito, braço, coxa e pé) na equação (1) são calculadas a partir dos HygroButtons. A temperatura do segmento é considerada como a média de todas as medições coletadas nas superfícies anterior, posterior e laterais do membro em questão. Por exemplo, a temperatura da coxa é calculada utilizando os HygroButtons de número 7, 8, 9 e 10 (Anexo 4).

Usando a documentação do Scikit-Learn, a biblioteca de *Machine Learning* para a linguagem de programação Python, os algoritmos candidatos para esse tipo de aplicação foram selecionados (Scikit-Learn). Assim, considerando que o banco de dados é suficientemente grande, pois cerca de 10.000 medições são adquiridas por segmento em cada teste, dois métodos de regressão foram selecionados: Métodos dos Mínimos Quadrados (MCO, do francês “*Moindres Carrés Ordinaires*”) e *Support Vector Regression* (SVR).

Portanto, os dois algoritmos de regressão foram implementados na plataforma Jupyter, para todos os segmentos do corpo de uma amostra de três testes. Os resultados obtidos mostram que o mesmo método pode não servir para prever a temperatura de vários segmentos, especialmente quando eles têm comportamentos temporais diferentes. É o caso do peito, nuca, panturrilha e antebraço, por exemplo (Figura 29).

Em princípio, para um segmento com evolução de temperatura semelhante à da MST, o MCO possui um coeficiente de determinação (R^2) muito alto, quase idêntico ao *score* do SVR. Assim, a previsão de temperatura torácica, a partir da MST, é

satisfatória para ambas as abordagens, com determinação de 99,30% e 99,71% respectivamente (Figura 30).

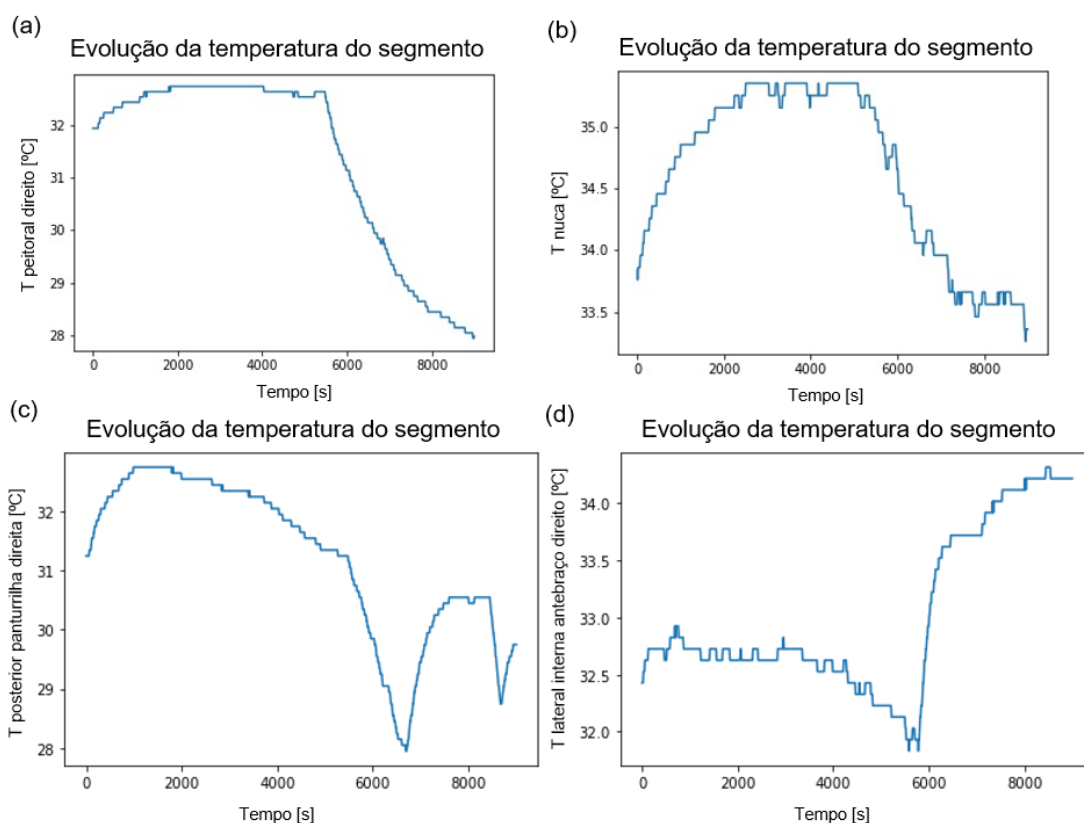


Figura 29: (a) Evolução temporal das temperaturas do peitoral direito, (b) nuca, (c) panturrilha direita e (d) antebraço direito para um teste CTS a 10 °C (O autor).

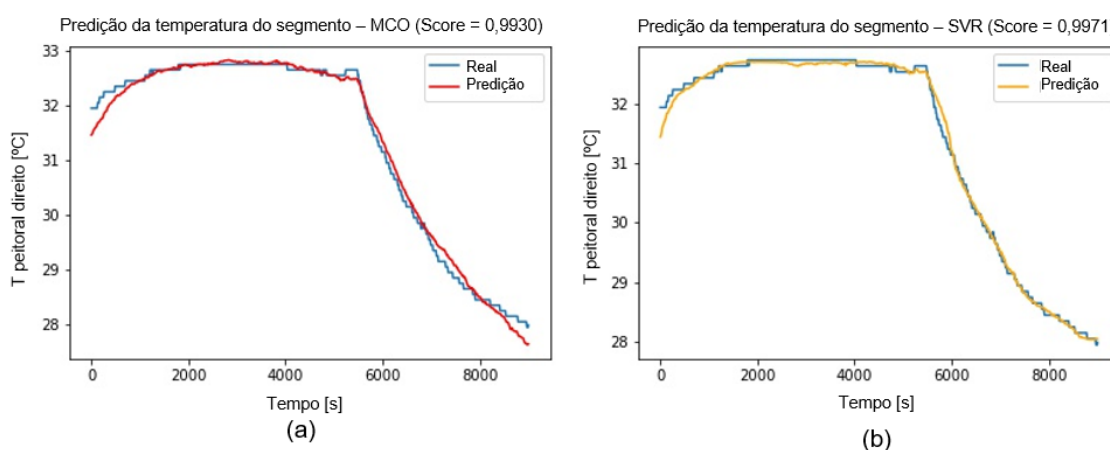


Figura 30: (a) Temperaturas experimentais (linha azul) e preditas (linhas vermelha e laranja) do peitoral direito pelos métodos MCO (b) e SVR (O autor).

No entanto, quando o segmento apresenta oscilações de temperatura diferentes, o MCO perde a precisão enquanto o SVR mantém a qualidade de predição.

A nuca, por exemplo, aumenta a temperatura durante a primeira hora de testes, antes de cair (quando a TA abaixa para 10 °C e se estabiliza). Isso resulta em *scores* de 88,38% para MCO e 94,20% para SVR (Figura 31).

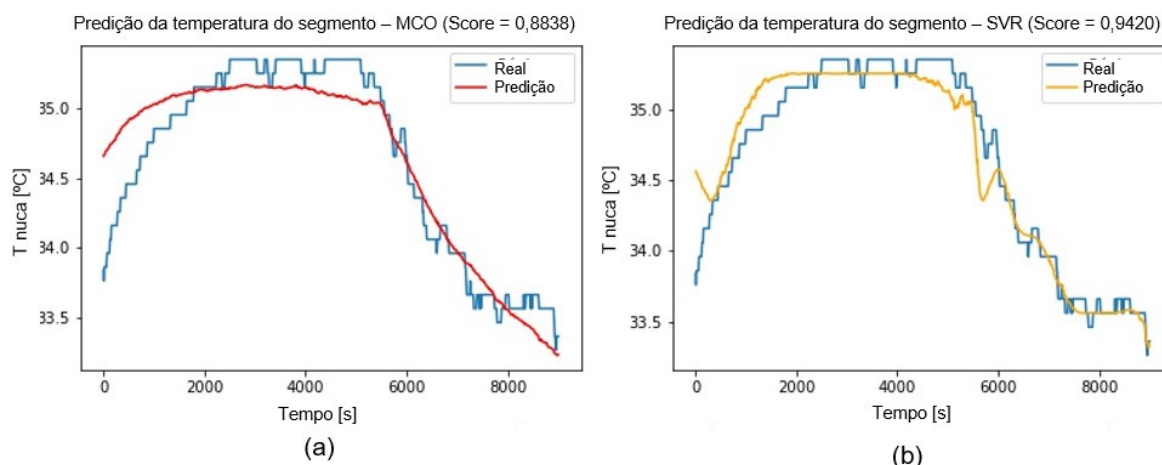


Figura 31: (a) Temperaturas experimentais (linha azul) e preditas (linhas vermelha e laranja) da nuca pelos métodos MCO (b) e SVR (O autor).

Além disso, a temperatura da parte de trás da panturrilha direita varia de maneira bem diferente. Em um primeiro momento, ela cai assim como observado para o peitoral direito, mas depois aumenta de uma quantidade considerável (2 - 3 °C) antes de diminuir novamente. Esse comportamento não é previsível para o método MCO, que tem uma pontuação de apenas 56,72% contra 88,75% do SVR (Figura 32).

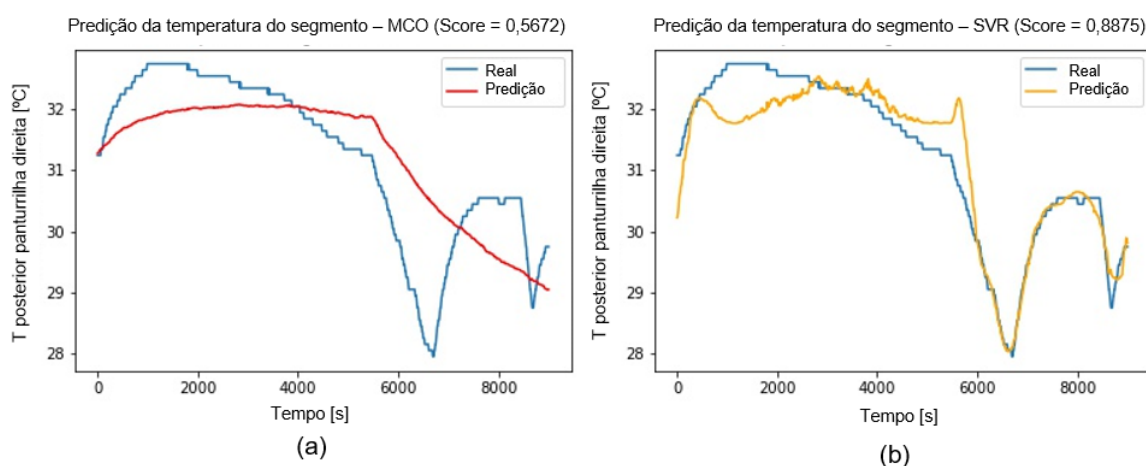


Figura 32: (a) Temperaturas experimentais (linha azul) e preditas (linhas vermelha e laranja) da panturrilha direita pelos métodos MCO (b) e SVR (O autor).

Finalmente, quando o perfil de temperatura é oposto ao d MST, a capacidade do MCO é novamente questionada. Mesmo que a pontuação não seja a pior em

relação aos outros segmentos analisados, a regressão linear baseada na função MST teve que utilizar coeficientes negativos para se adaptar aos pontos reais de temperatura. Isso pode ser visto nos gráficos do antebraço, onde a tendência de evolução da temperatura não é bem prevista pelo método MCO, apesar da pontuação de 87,05% (Figura 33).

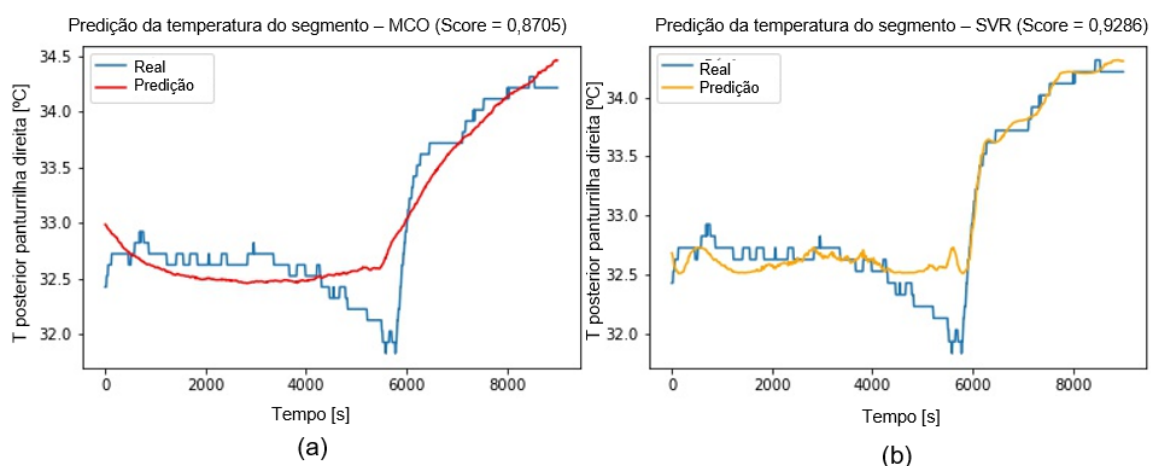


Figura 33: (a) Temperaturas experimentais (linha azul) e preditas (linhas vermelha e laranja) do antebraço direito pelos métodos MCO (b) e SVR (O autor).

Em suma, o método SVR se provou ser o mais adequado em prever a temperatura dos diversos segmentos do corpo. Em todos os três testes analisados, com temperaturas ambientes diferentes (Figura 34), as pontuações do SVR são sempre maiores do que as do MCO (Tabela 1) e, para a maioria dos segmentos, está acima de 90%.

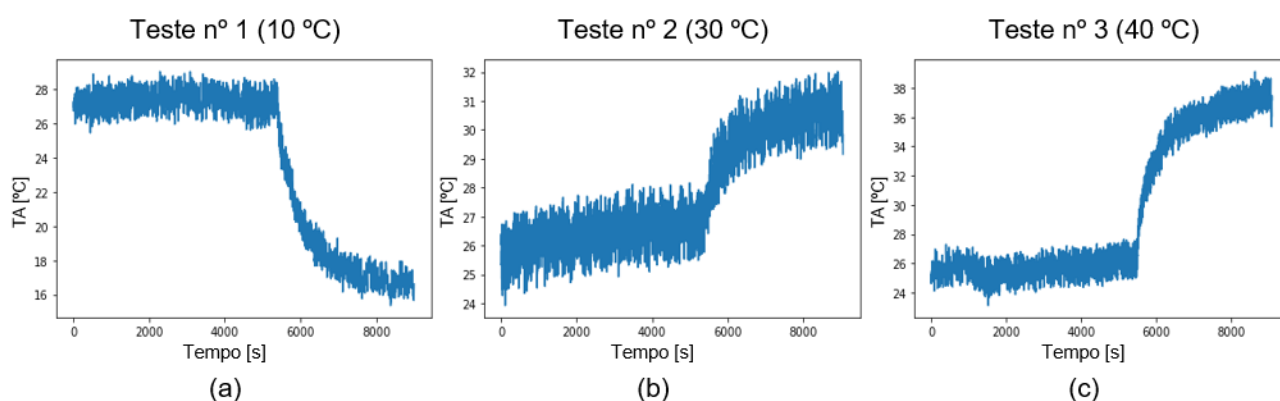


Figura 34: Evolução da TA dos três testes analisados, (a) do tipo inverno e (b, c) verão (O autor).

Tabela 1: Comparativo das pontuações obtidas com os métodos MCO e SVR.

Segmento	Teste n° 1 (10 °C)	Teste n° 2 (30 °C)	Teste n° 3 (40 °C)
Peitoral direito	99,30% (MCO)	83,04% (MCO)	95,90% (MCO)
	99,71% (SVR)	99,17% (SVR)	99,04% (SVR)
Antebraço direito, lateral interna	87,05% (MCO)	90,67% (MCO)	94,79% (MCO)
	92,86% (SVR)	97,90% (SVR)	96,96% (SVR)
Panturrilha direita, parte posterior	56,71% (MCO)	0,09% (MCO)	92,65% (MCO)
	88,75% (SVR)	64,83% (SVR)	96,72% (SVR)
Nuca	88,38% (MCO)	90,21% (MCO)	93,58% (MCO)
	94,20% (SVR)	94,30% (SVR)	96,26% (SVR)
Mão direita	99,33% (MCO)	85,37% (MCO)	82,39% (MCO)
	99,64% (SVR)	95,61% (SVR)	88,17% (SVR)
Pé direito	97,31% (MCO)	1,00% (MCO)	93,14% (MCO)
	97,57% (SVR)	92,13% (SVR)	97,69% (SVR)
Abdômen, lado direito	98,95% (MCO)	89,12% (MCO)	92,63% (MCO)
	99,13% (SVR)	97,74% (SVR)	96,15% (SVR)
Lateral direita das costas, parte inferior	17,13% (MCO)	91,44% (MCO)	48,07% (MCO)
	37,17% (SVR)	97,87% (SVR)	46,71% (SVR)

4.4 Aprendizagem Supervisionada do modelo termofisiológico

Após a seleção do método de regressão mais adequado, o SVR, inicia-se a próxima fase de manipulação dos dados experimentais, desta vez com as temperaturas de Gagge no lugar da MST. Esta análise é o cerne deste estudo porque nos permitirá prever, com precisão, o conforto térmico dos ocupantes na cabine mesmo com a ausência parcial ou total de dados recolhidos em tempo real.

Em suma, a partir do conhecimento de certos parâmetros fixos sobre a atmosfera da cabine, o sistema HVAC será capaz de melhor condicioná-la. Além das temperaturas internas e externas do ar, a quantidade de ocupantes pode ser facilmente adquirida graças aos sensores de pressão já existentes sob o assento dos bancos, usados para alertar o condutor e passageiros sobre a não utilização do cinto de segurança.

Além disso, outra adição de fácil implementação é uma interface no painel para possibilitar ao usuário de informar a idade, sexo e peso de cada pessoa na cabine. De fato, a criação de perfis para passageiros regulares ajuda na personalização do sistema, pois o modelo embarcado poderá aprender as preferências individuais e ajustar com maior precisão os parâmetros do HVAC. Dependendo das modificações manuais feitas no painel e da área da cabine afetada (assento do motorista, copiloto, banco traseiro no lado direito etc.), o modelo pode reconhecer qual pessoa os fez e registrar esses dados.

A ideia é projetar um modelo que necessite do mínimo de dados de entrada possível, utilizando os sensores já existentes, apenas com algumas camadas de software adicionais, incluindo principalmente as respostas fisiológicas durante o regime transitório de aclimação da cabine, que hoje é inexistente.

A princípio, pode-se imaginar que a instalação de uma câmera térmica é vantajosa, porém esse custo adicional não justificaria a proposta dessa tese de doutorado. Essa solução tampouco é visada para os veículos do grupo destinados ao grande público, para assim garantir a capacidade competitiva dos mesmos dentro da categoria.

Em contrapartida, a utilização de câmeras comuns é algo que pode ser explorado. Visto que a presença de dispositivos de monitoramento da sonolência e desatenção do condutor ao volante será obrigatória até 2025 (Parlamento Europeu, 2019), a medição da frequência cardíaca, por meio do princípio da fotopletismografia (PPG), é um acréscimo viável e verdadeiramente eficaz para os cálculos do iHVAC, especialmente para viagens solo.

Assim, para garantir a satisfação térmica dos ocupantes com apenas alguns dados de entrada disponíveis em tempo real, a abordagem de aprendizagem supervisionada do modelo é feita segmento por segmento. Desta forma, o modelo conhecerá a temperatura corporal localmente e poderá definir a melhor estratégia de aquecimento ou refrigeração para cada condição climática.

De fato, a temperatura de um segmento pode ou não ser estável ao longo do tempo quando submetido a condições climáticas diferentes (Figura 35). Por exemplo, sob condições extremas de frio, os pés apresentam uma queda significativa na temperatura e a sensação de desconforto térmico é irradiada para todas as áreas vizinhas. Por outro lado, no verão a temperatura é praticamente estável e a percepção

térmica dos participantes é de satisfação. Portanto, compreender a evolução da resposta fisiológica para cada parte do corpo possibilita uma melhor parametrização do módulo HVAC (JAOUDE, THIAGALINGAM, EL KHOURY, & CREHAN, 2020).

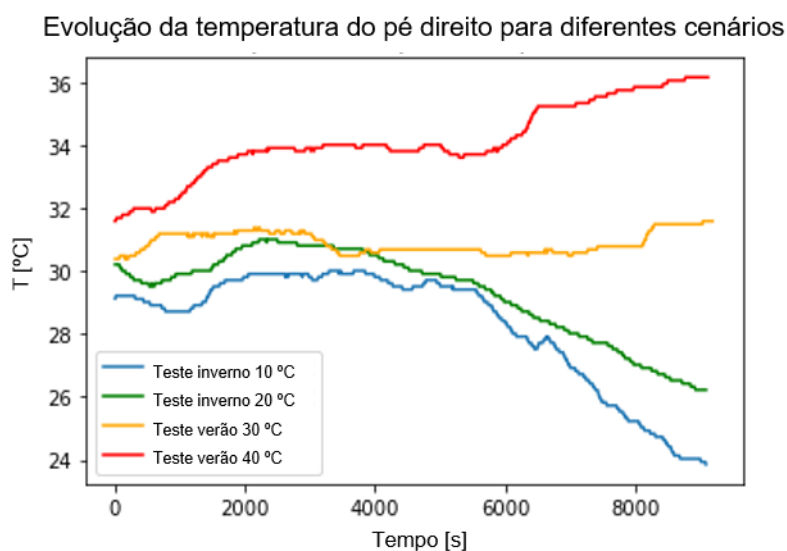


Figura 35: Evolução temporal da temperatura dos pés em condições de inverno (linhas azul e verde) e verão (linhas amarelo e vermelho) (O autor).

Assim, o modelo tentará prever a temperatura de cada parte do corpo individualmente, para todas as condições experimentais testadas, a partir do banco de dados construído. No entanto, nem todos os testes são úteis para ensinar os padrões ao modelo, pois os experimentos são propensos a erros de medição que escapam da tendência populacional.

Com a seleção de testes "sob medida" para cada segmento, garante-se que o algoritmo aprenderá as variações reais da temperatura ao longo do tempo. Após a aprendizagem propriamente dita, o método SVR fornece os coeficientes, pertencentes às funções obtidas, específicas de cada parte do corpo estudada. Essas "funções de passagem" permitem que o modelo de Gagge otimizado chegue a um conjunto de temperaturas locais, isto é, o procedimento de passagem monossegmento para multissegmento (Figura 36).

No entanto, os detalhes do processo de cálculos realizado pelo algoritmo para obter esses resultados não serão abordados, por se tratar de uma etapa profundamente matemática e computacional, as quais não são o foco deste trabalho. Porém, os mesmos estão descritos na seção "*Regressão SVM Não linear: Fórmula*

Dupla" do site da MATLAB sobre o algoritmo de *Support Vector Machine* (MATLAB) e um resumo do processo de cálculo é representado pelo fluxograma da figura 37.

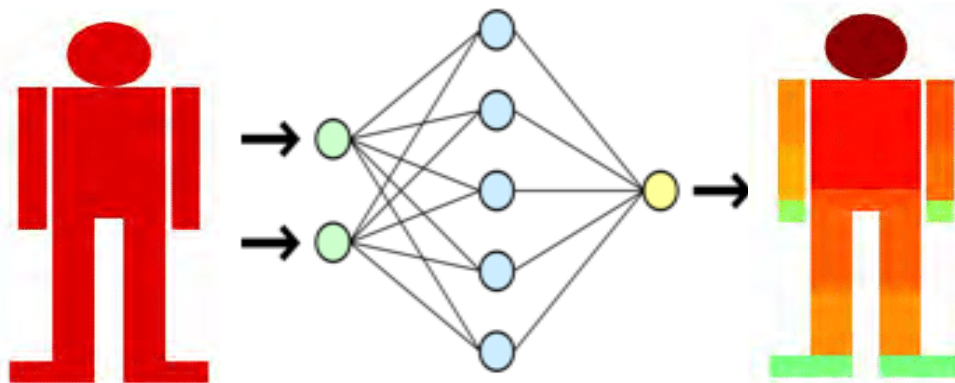


Figura 36: Previsão de temperaturas de diversos segmentos do corpo graças à aprendizagem supervisionada do modelo de Gagge (Compilação do autor).

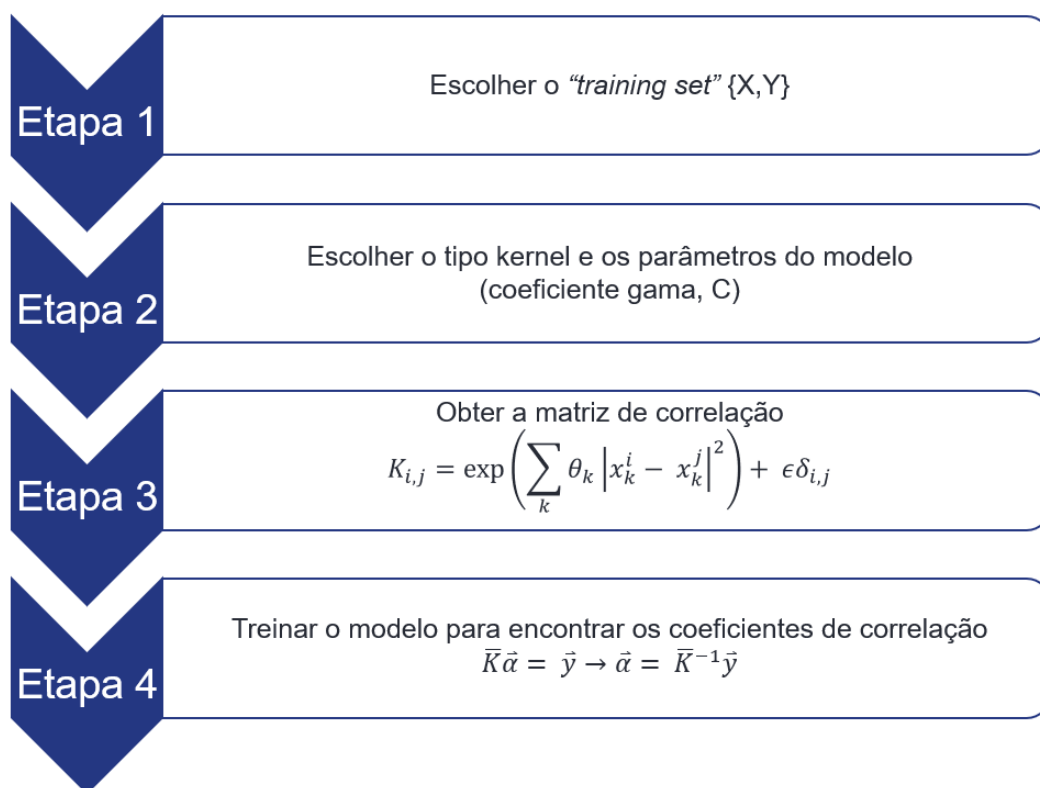


Figura 37: Fluxograma do processo de cálculo do algoritmo SVR (O autor).

Além disso, a fase de manipulação das funções resultantes ainda não havia iniciado durante os seis meses de participação no projeto, e a contribuição com a tese de doutorado se refere principalmente à análise da adaptação do modelo termofisiológico de Gagge para os diversos segmentos e o tratamento dos dados experimentais.

Primeiramente, a repartição de segmentos foi feita entre a equipe científica afim de acelerar o processo de cálculo. Então foram definidos os parâmetros básicos para as simulações (os coeficientes específicos para o SVR, em detalhes na referência da página do MATLAB) e os critérios de aceitação dos resultados para orientar a busca por melhores testes para compor o banco de dados e treinar o modelo.

Assim, uma das responsabilidades foi analisar os resultados obtidos a partir do modelo e sua adaptação às medidas experimentais, para um total de 10 partes do corpo a princípio. Em resumo, a cada execução do algoritmo, o gráfico e a pontuação são avaliados: se as previsões apresentam uma semelhança visível em relação aos respectivos dados experimentais, o conjunto de testes constituído é mantido e outros são adicionados por um processo de concatenação; por outro lado, se um teste e seu modelo se desviam muito, ele é removido da análise.

A classificação de um teste como "bom" ou "ruim" não está inteiramente relacionada à variação no score do modelo quando ele é adicionado ao conjunto. Para além disso, é necessário que a evolução da temperatura do segmento mantenha uma coerência com a da previsão e vice-versa. Às vezes, a previsão não é precisa (um erro devido à consideração da temperatura da cabine como homogênea ou à escolha não tão certa da temperatura corporal inicial, por exemplo) ou as medidas experimentais não são compatíveis com o cenário ensaiado (aberrações de medição devido a problemas de fixação de HygroButtons, por exemplo).

Em princípio, trabalha-se com todos os testes, sem classificação por sexo, idade ou condição física. Os modelos treinados apresentam uma boa resposta aos diferentes cenários testados e seguem bem as diversas evoluções de temperatura observadas (Figura 38). No entanto, a aprendizagem supervisionada por segmentação da população está prevista em um futuro próximo, dentro do escopo da tese de doutorado, para refinar as previsões. Além disso, será possível verificar se cada grupo populacional requer modelos embarcados próprios, ou se uma abordagem geral satisfaz a evolução da temperatura multissegmento para todos os indivíduos.

Após a realização do estudo para a maioria dos segmentos (apresentados na seção seguinte), encontrou-se outra possibilidade de método de regressão não linear semelhante ao SVR: *K-Nearest Neighbors* (KNN). Apesar da alta precisão obtida com o SVR, o algoritmo leva 35 minutos de cálculo para um conjunto de cerca de 90.000 pontos, dados de apenas 10 testes. Assim, o KNN pode ser uma alternativa

igualmente válida, porém muito mais rápida (dois minutos de cálculo para um conjunto de dados do mesmo tamanho) e econômica do ponto de vista computacional.

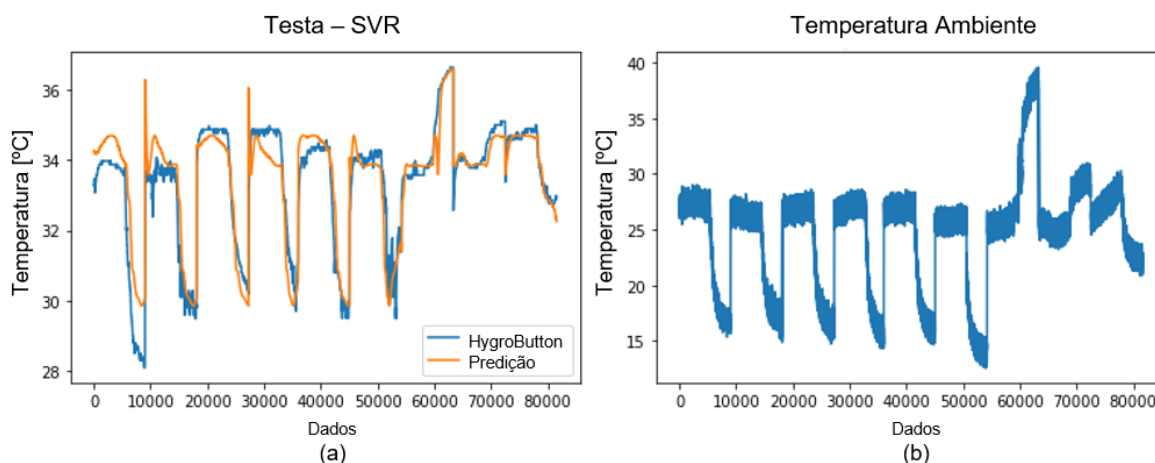


Figura 38: (a) Temperaturas experimentais (linha azul) e preditas (linha laranja) da testa pelo método SVR (b) e a evolução da temperatura ambiente para o mesmo set de testes (O autor).

Assim, durante as últimas semanas de trabalho no projeto iHVAC, algumas análises foram refeitas com o algoritmo KNN e os resultados parecem promissores (Figura 39). Seu uso como método de aprendizagem de modelo supervisionado ainda requer uma investigação mais aprofundada, porém alguns estudos já apresentam conclusões favoráveis à sua utilização (XIONG & YAO, 2021).

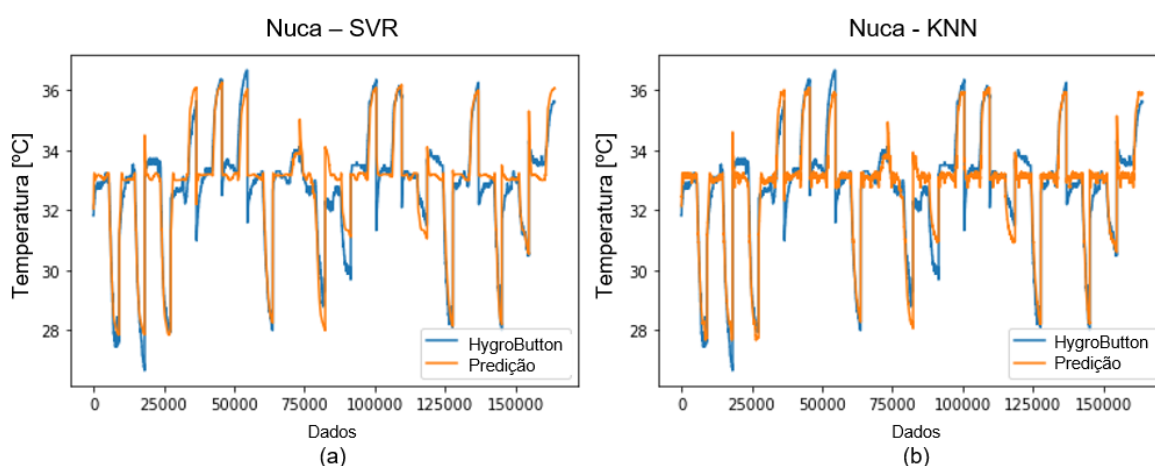


Figura 39: (a) Temperaturas experimentais (linha azul) e preditas (linha laranja) da nuca pelo método SVR (b) e KNN (O autor).

Portanto, o KNN já se mostra uma boa alternativa de análise preliminar para verificar a consistência ou não entre as medidas experimentais e as previsões do

modelo. Dessa maneira, é possível reduzir o número de manipulações realizadas com o método SVR para encontrar o conjunto de testes adaptados para cada caso.

No entanto, todas as análises descritas acima são apenas o primeiro passo na abordagem *Machine Learning*. Após a escolha dos testes para constituir o "*training set*", é necessário avaliar a capacidade do modelo de prever os valores dos dados que não foram utilizados para treiná-lo, ou seja, o "*test set*". Após a escolha definitiva do método de regressão não linear a ser utilizado, a abordagem "*Cross Validation*" será utilizada para avaliar a validade do modelo e encontrar os melhores parâmetros para as funções geradas pelo algoritmo (Figura 40).

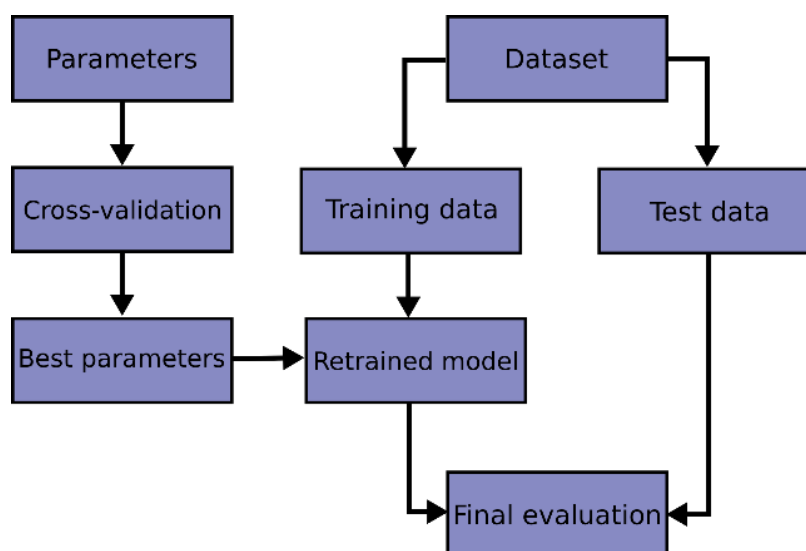


Figura 40: Processo de validação do modelo obtido para cada segmento do corpo (Scikit-Learn).

Então, uma vez obtidas todas as "funções de passagem", elas serão implementadas no MATLAB pelo doutorando. Em seguida, o departamento de desenvolvimento de produto assume a condução do projeto e se encarrega de transformar os resultados obtidos até então em códigos de linguagem C, prontos para serem embarcados no veículo.

Finalmente, as análises dos efeitos dos elementos de conforto próximo nas respostas termofisiológicas não foram realizadas pois as campanhas de ensaio ainda estão em andamento. Ademais, os votos dos participantes ao questionário de conforto térmico não foram considerados nesse primeiro momento pois primeiro é necessário desenvolver a base dos modelos embarcados. Ambos os temas serão possivelmente enquadrados por outra tese, dada a complexidade e amplitude do estudo, e podem enriquecer ainda mais os futuros sistemas HVAC.

CAPÍTULO V

RESULTADOS E DISCUSSÕES

Neste capítulo são apresentados os resultados e as discussões referentes às análises feitas até então, de um ponto de vista mais amplo e focado na continuação do projeto, abordando os aspectos energéticos e econômicos.

5.1 Primeiros resultados do *Machine Learning* com SVR

Como resultado da metodologia numérica seguida, foram obtidos os resultados preliminares da abordagem *Machine Learning* para diversos segmentos do corpo (Figuras 41 a 52). A quantidade de testes que compõem os sets varia para cada análise realizada, pois dependem da qualidade de aquisição dos dados experimentais.

Contudo, essa diferença não é um problema porque o essencial é que o modelo entre em contato com dados de diferentes cenários simulados. Assim, ele será capaz de aprender e responder às alterações termofisiológicas para todas as condições climáticas possíveis. Ademais, é chegado um momento que o modelo não é apresentado a dados experimentais muito diferentes uns dos outros e a adição de novos testes apenas aumenta o custo computacional, sem trazer grandes vantagens em termos de previsões mais apuradas.

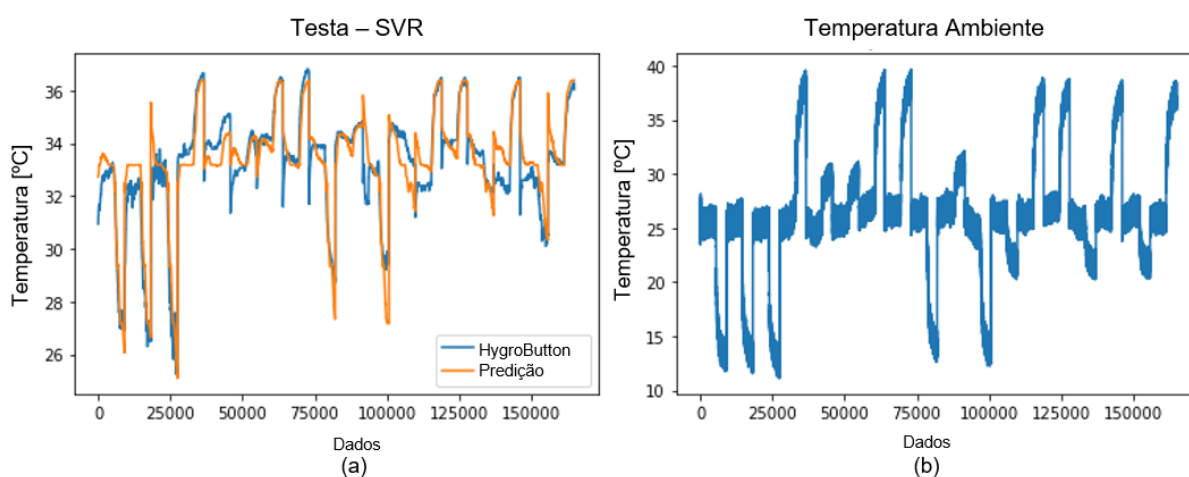


Figura 41: (a) Temperaturas experimentais (linha azul) e preditas (linha laranja) da testa pelo método SVR (b) e a evolução da TA para o mesmo set de testes (O autor).

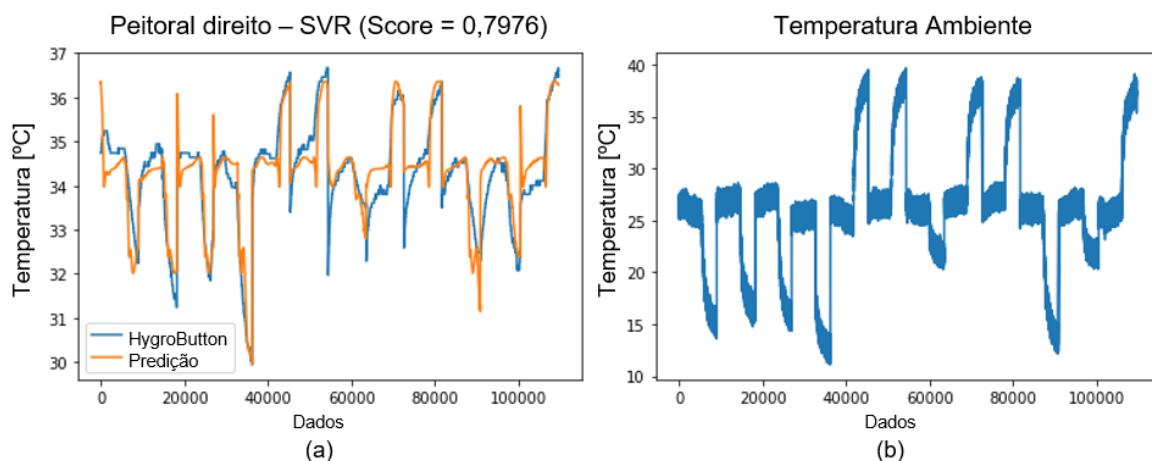


Figura 42: (a) Temperaturas experimentais (linha azul) e preditas (linha laranja) do peitoral direito pelo método SVR (b) e a evolução da TA para o mesmo set de testes (O autor).

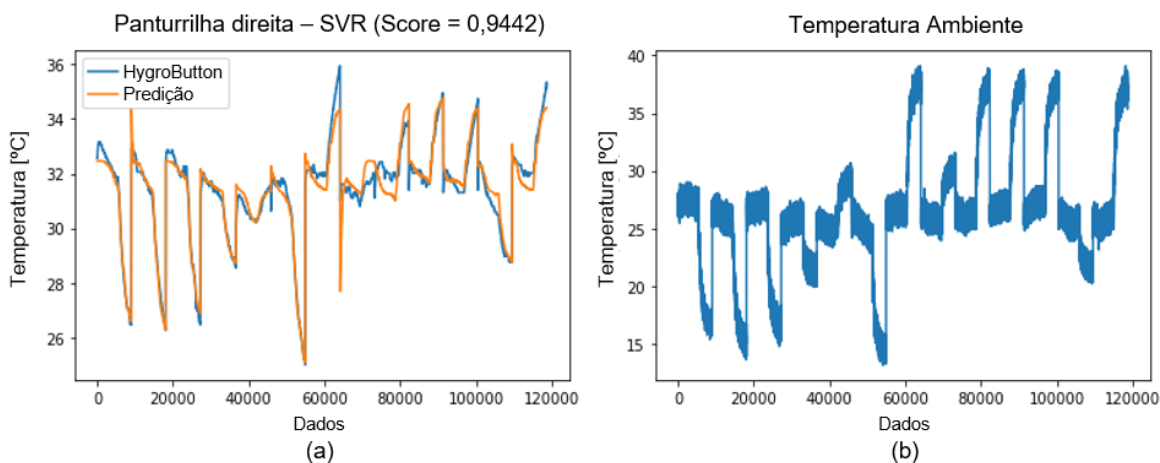


Figura 43: (a) Temperaturas experimentais (linha azul) e preditas (linha laranja) da parte anterior da panturrilha direita pelo método SVR (b) e a evolução da TA para o mesmo set de testes (O autor).

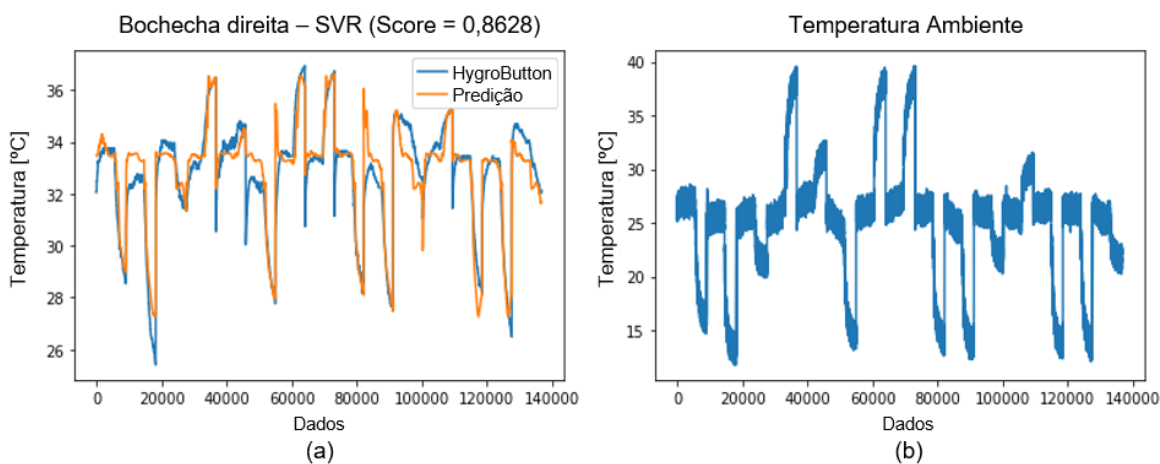


Figura 44: (a) Temperaturas experimentais (linha azul) e preditas (linha laranja) da bochecha direita pelo método SVR (b) e a evolução da TA para o mesmo set de testes (O autor).

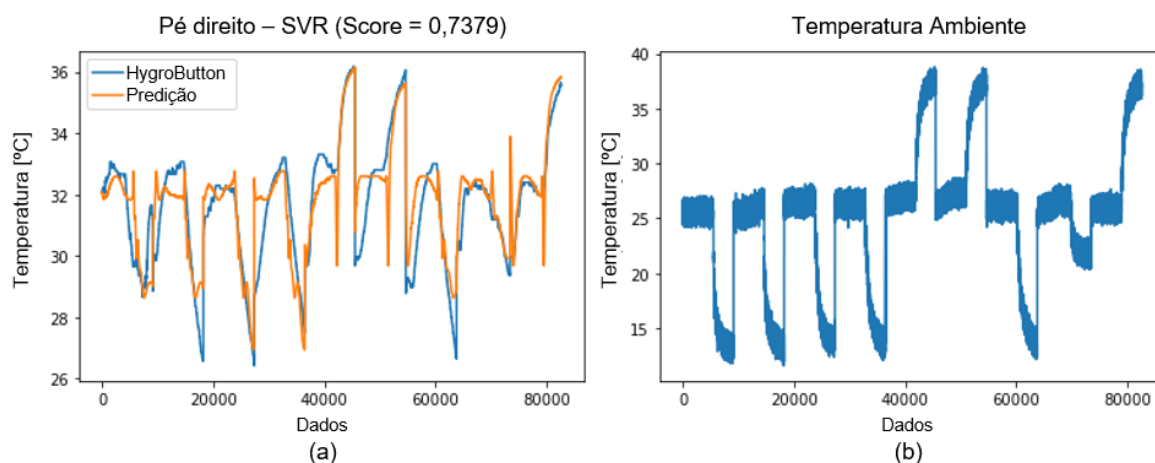


Figura 45: (a) Temperaturas experimentais (linha azul) e preditas (linha laranja) do pé direito pelo método SVR (b) e a evolução da TA para o mesmo set de testes (O autor).

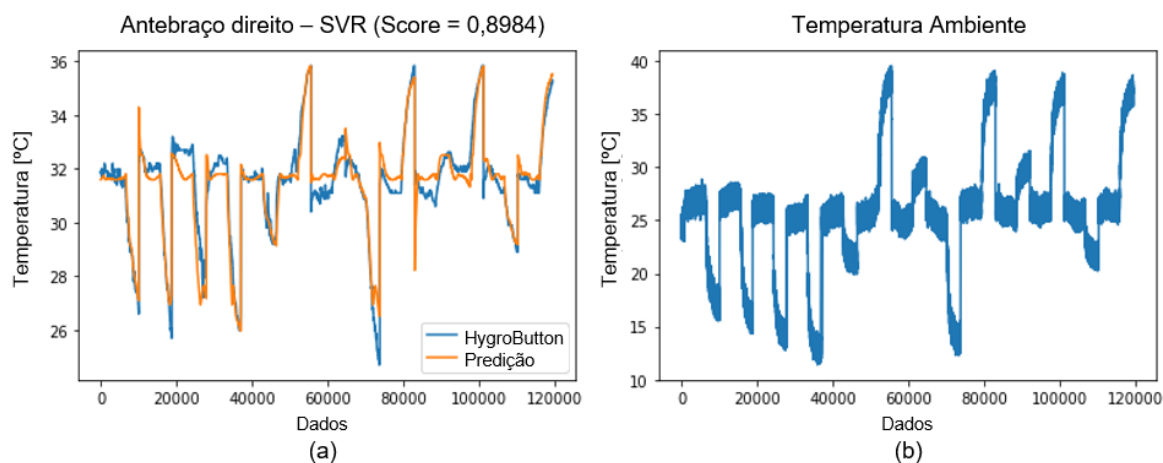


Figura 46: (a) Temperaturas experimentais (linha azul) e preditas (linha laranja) da lateral externa do antebraço direito pelo método SVR (b) e a evolução da TA para o mesmo set de testes (O autor).

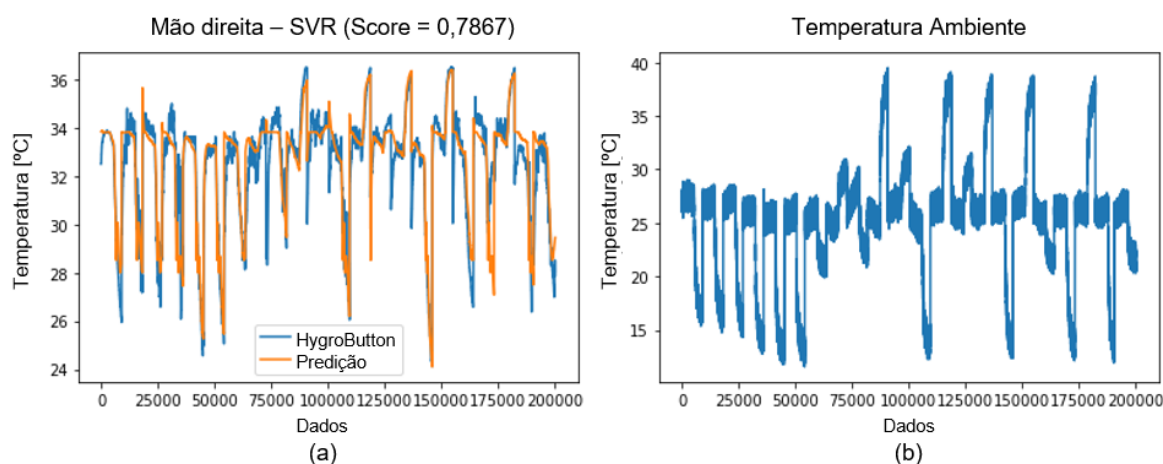


Figura 47: (a) Temperaturas experimentais (linha azul) e preditas (linha laranja) da mão direita pelo método SVR (b) e a evolução da TA para o mesmo set de testes (O autor).

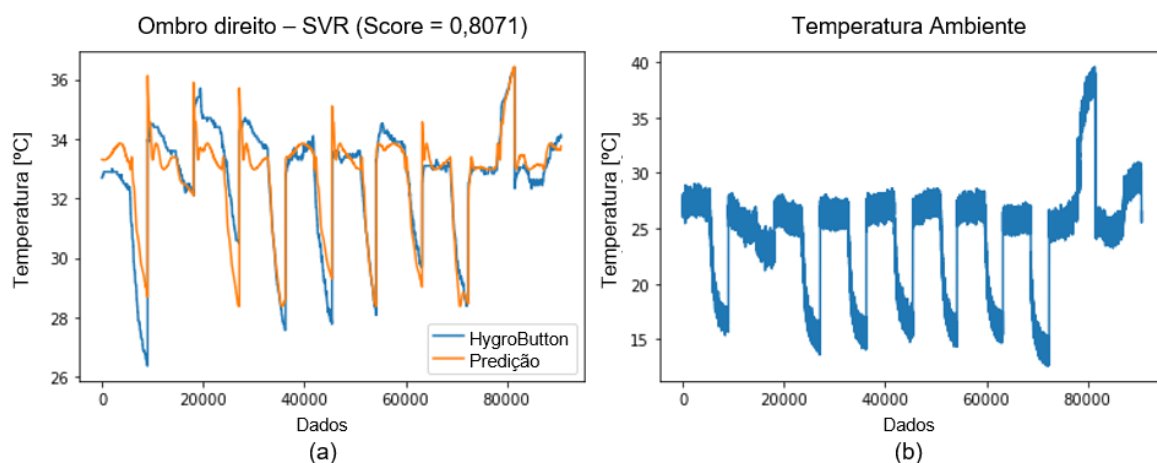


Figura 48: (a) Temperaturas experimentais (linha azul) e preditas (linha laranja) do ombro direito pelo método SVR (b) e a evolução da TA para o mesmo set de testes (O autor).

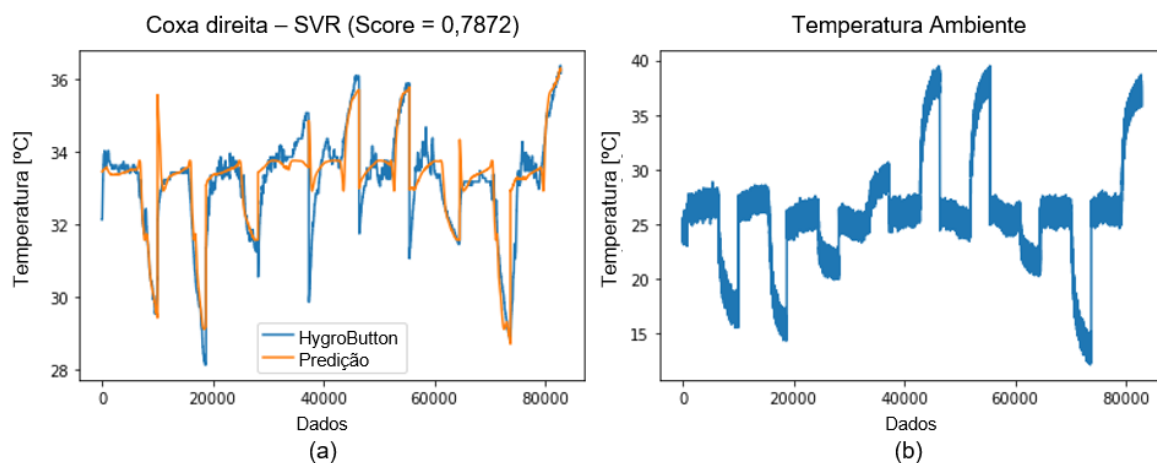


Figura 49: (a) Temperaturas experimentais (linha azul) e preditas (linha laranja) da parte anterior da coxa direita pelo método SVR (b) e a evolução da TA para o mesmo set de testes (O autor).

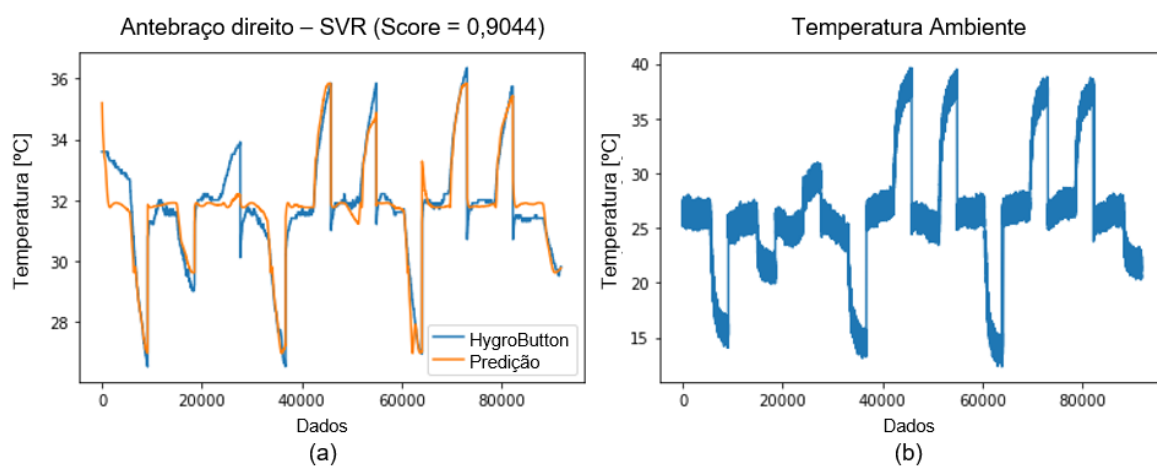


Figura 50: (a) Temperaturas experimentais (linha azul) e preditas (linha laranja) da lateral externa do braço direito pelo método SVR (b) e a evolução da TA para o mesmo set de testes (O autor).

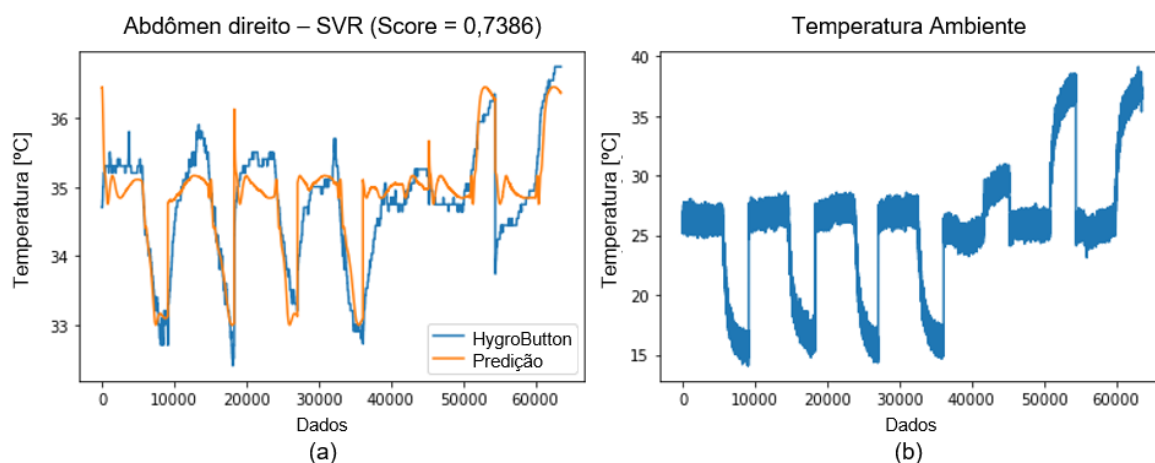


Figura 51: (a) Temperaturas experimentais (linha azul) e preditas (linha laranja) do lado direito do abdômen pelo método SVR (b) e a evolução da TA para o mesmo set de testes (O autor).

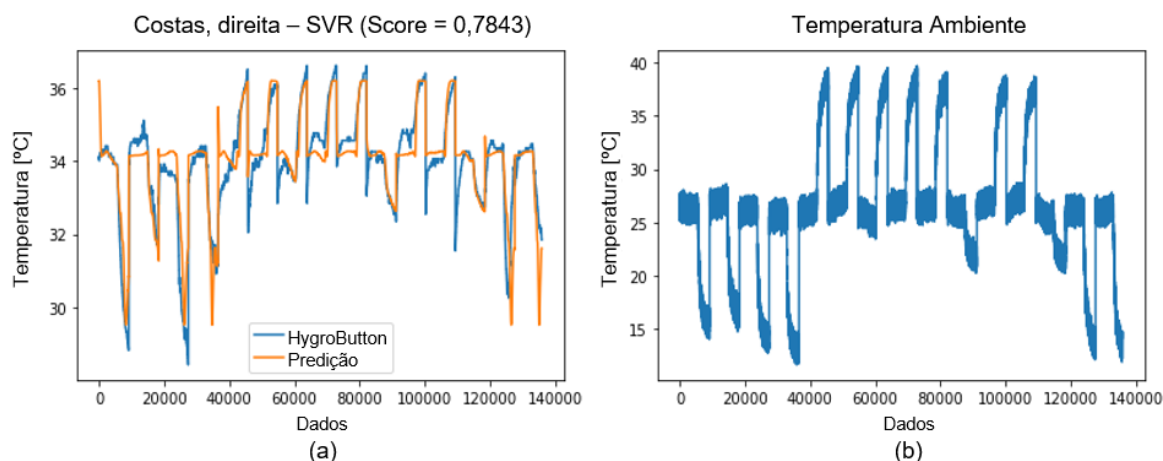


Figura 52: (a) Temperaturas experimentais (linha azul) e preditas (linha laranja) da lateral direita superior das costas pelo método SVR (b) e a evolução da TA para o mesmo set de testes (O autor).

5.2 Implementação de uma nova estratégia de controle HVAC

Finalizada a modelagem térmica da cabine e a modelagem termofisiológica de Gagge, a última fase antes do embarque dos códigos no veículo consiste no acoplamento entre os dois modelos. Sendo assim, primeiramente as temperaturas de Gagge utilizadas na aprendizagem supervisionada foram calculadas usando como temperatura ambiente os dados dos sensores que instrumentam o banco de ensaios, a fim de rodar as simulações nas mesmas condições de teste. Deste modo, o modelo termofisiológico fica melhor treinado e mais preciso em suas previsões futuras.

A partir de então, o processo de cálculo dos dois modelos é quase simultâneo: os dados de saída de um código atuam como os dados de entrada do outro e vice-

versa. De acordo com essa nova lógica proposta, o controle do sistema HVAC será feito diretamente a partir dos parâmetros termofisiológicos de Gagge. Até o presente momento, apenas os parâmetros ambientais foram tidos em consideração na regulação térmica da cabine e o HVAC trabalha em função de atingir a temperatura de referência do fabricante, a qual não é necessariamente a situação de conforto para os ocupantes.

Na prática, a temperatura da cabine é fornecida ao modelo de Gagge pelos sensores do veículo. A termofisiologia do ocupante é calculada e transmitida ao modelo termodinâmico da cabine, que calcula o PMV a partir de parâmetros pessoais e ambientais. Em seguida, se necessário, as configurações do sistema HVAC são ajustadas de acordo com o valor PMV resultante, que é a medida quantitativa utilizada para avaliar o conforto térmico dentro da cabine. Este loop funciona continuamente, para cada passo de tempo das simulações numéricas, afim de atingir o valor $PMV = 0$, ou seja, a termoneutralidade (Figura 53).

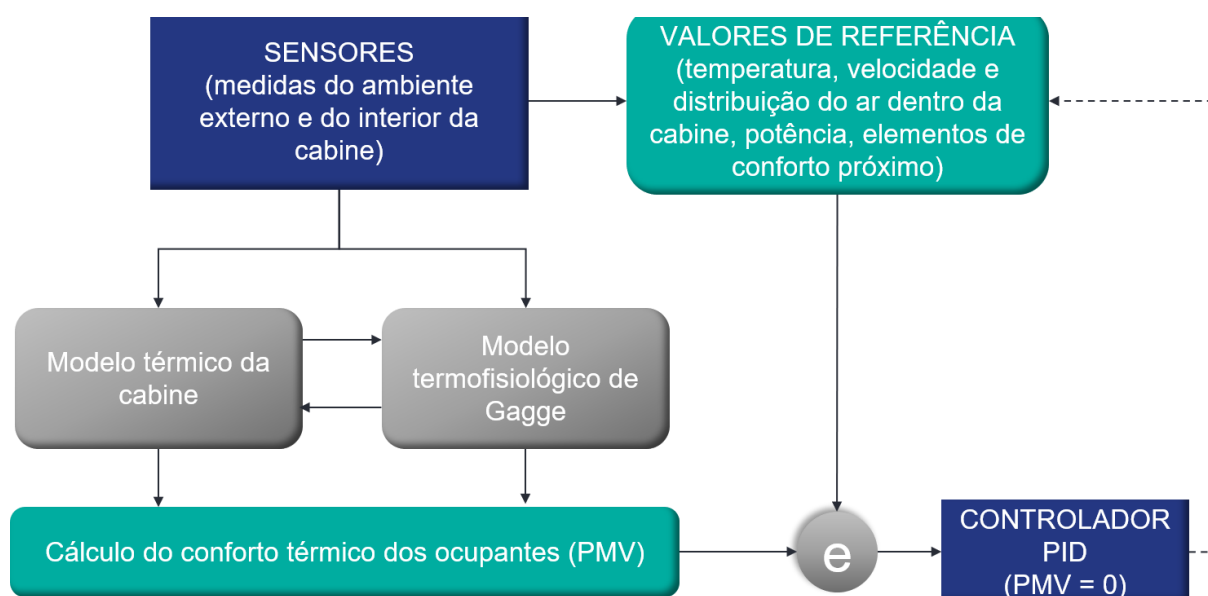


Figura 53: Representação esquemática da lógica de controle HVAC baseada no PMV (O autor).

De fato, as variáveis de entrada disponíveis são altamente dependentes do tipo de veículo. Por exemplo, para um carro de luxo, como o DS 9, pode-se ter informações do ambiente externo (temperatura e velocidade do ar, nível de insolação) e dos ocupantes (idade, sexo e peso de todas as pessoas na cabine; frequência cardíaca do condutor); já para um carro do grande público, como o Peugeot 208, é provável que nem todos os parâmetros dessa última categoria estejam disponíveis.

Além disso, as possíveis configurações do HVAC também não são as mesmas para todas as categorias de veículos. Inevitavelmente, o DS 9 terá uma gama mais ampla de elementos de conforto próximo do que o Peugeot 208 e também vários parâmetros dos aeradores (velocidade do ar, distribuição geográfica dentro da cabine) serão controlados pelo modelo embarcado, não apenas a temperatura.

De todo modo, a ideia do grupo ex-PSA é prever o conforto térmico e detectar o bem-estar dos ocupantes com a mínima adição de sensores a bordo do veículo e um máximo de suporte digital, graças aos modelos embarcados. Isso nos permitirá alcançar o objetivo do projeto iHVAC e permanecer competitivos no mercado automotivo, com uma gama de carros inovadores, sustentáveis e acessíveis.

Em termos de desempenho energético, as primeiras análises simulam um tempo total de cerca de 17 minutos, visto que mais de 85% das viagens de carro duram entre 15 e 30 minutos (JAOUDE, THIAGALINGAM, EL KHOURY, & CREHAN, 2020). Neste cenário, a temperatura externa é igual a 31 °C com umidade relativa de 30%, recriando uma condição de verão. Dentro da cabine, há apenas o motorista ("homem médio" com um isolamento de vestimentas (índice Clo) igual de 0,4, em uma escala de 0 a 1), a umidade relativa é mantida como a externa e a temperatura inicial é igual a 30 °C. Ademais, o veículo se desloca a 20 km/h e a taxa de recirculação do ar é de 30% com um fluxo mássico constante de 0,28 kg/s.

Os resultados mostram que, em princípio, pilotar o sistema em função do PMV consome mais potência em comparação com a lógica de controle atual. No entanto, uma vez que o nível desejado de conforto térmico é alcançado muito mais rápido, o consumo do HVAC controlado pelo índice PMV imediatamente reduz e torna-se menor que o do controle convencional, isto é, em função da temperatura de referência da cabine (Figuras 54 a 56).

À primeira vista, pode-se erroneamente deduzir que o controle em função do PMV não é verdadeiramente econômica. No entanto, ela atinge a termoneutralidade do motorista em 30% do tempo usado pela lógica de controle convencional e essa melhoria não é desprezível. Além disso, as simulações apresentadas acima ainda não foram feitas com a versão final dos códigos que serão embarcados no veículo porque a etapa de aprendizagem supervisionada do modelo termofisiológico de Gagge ainda não está concluída.

Ademais, outra observação importante é que a regulação térmica da cabine foi feita considerando apenas a utilização das saídas de ar convencionais. Portanto, a estratégia do HVAC ajustado em função do índice PMV pode demonstrar um desempenho ainda maior quando os elementos de conforto próximo forem contabilizados. Essa etapa ainda não foi realizada pois seus efeitos sobre o conforto térmico local e global requerem um estudo mais aprofundado, que está fora do escopo da tese de doutorado em andamento.

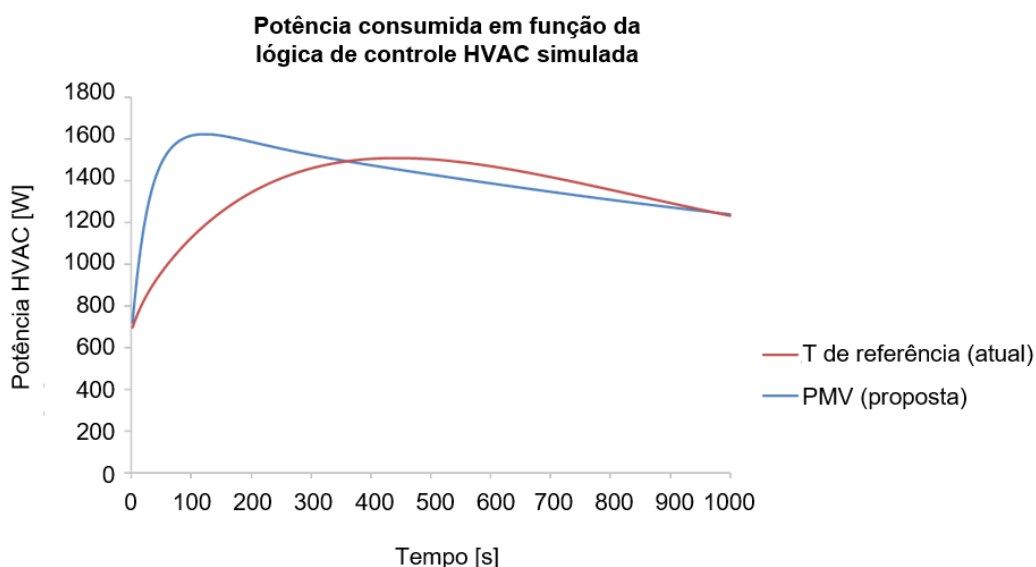


Figura 54: Simulação do consumo energético para cada controle HVAC: em função do PMV (linha azul) e em função da temperatura da cabine (linha vermelha) (O autor).

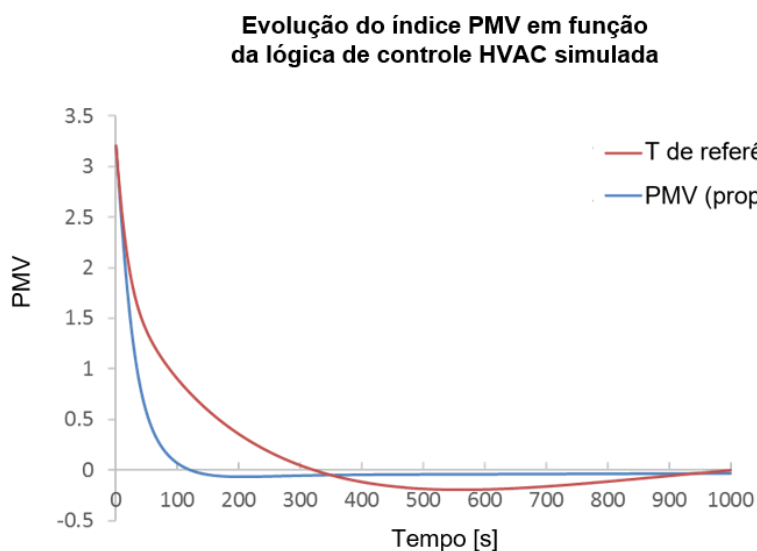


Figura 55: Valor do PMV para cada controle HVAC: em função do PMV (linha azul) e em função da temperatura da cabine (linha vermelha) (O autor).

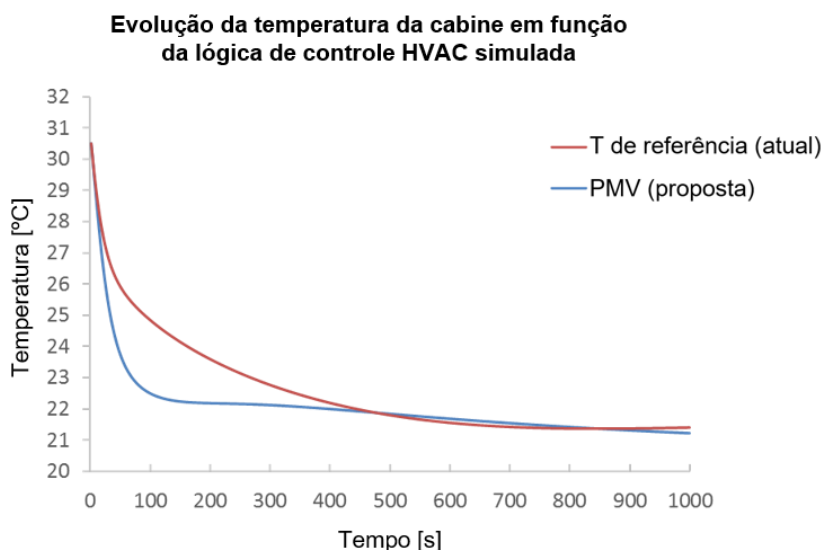


Figura 56: Evolução da temperatura da cabine para cada controle HVAC: em função do PMV (linha azul) e em função da temperatura da cabine (linha vermelha) (O autor).

Por fim, a realização dos testes em um veículo real, programados a partir de setembro na universidade de MINES ParisTech, é a última etapa do projeto iHVAC. Em suma, a ideia é simular e analisar o desempenho de ambas as lógicas de controle, porém em condições de teste reais. Em conclusão, é a síntese do conjunto de dados experimentais (medidas de temperatura, potência consumida pela HVAC, votos do questionário de conforto térmico) que nos permitirá comparar verdadeiramente as duas soluções tecnológicas, seja em termos de eficiência energética ou em termos de conforto térmico dos ocupantes.

CAPÍTULO VI

CONCLUSÕES E PERSPECTIVAS

À luz das discussões feitas neste trabalho, fica clara a importância do projeto iHVAC para o futuro da indústria automotiva. Para garantir que a liberdade de movimento seja preservada, oferecendo mobilidade segura, sustentável, agradável e acessível ao maior número possível de pessoas, é preciso se adaptar aos novos horizontes do veículo conectado e o grupo Stellantis se prepara para atender às exigências das novas normas regulatórias e às expectativas de seus clientes.

É possível ver que com a nova estratégia proposta, isto é, a regulação térmica da cabine em função do índice PMV, haverá uma redução significativa no consumo da energia da bateria de veículos elétricos. Assim, através do uso de modelos termofisiológicos, o sistema será capaz de personalizar a experiência dentro do veículo e atingir o conforto térmico dos ocupantes de forma mais ágil e ecológica.

Considerando que sistema HVAC é segundo que mais demanda potência da bateria, atrás apenas do grupo motor, estudos que visam sua otimização e aperfeiçoamento são imprescindíveis no contexto de transformação do meio automotivo. Ademais, uma gestão personalizada da atmosfera da cabine também permitirá melhorar a segurança rodoviária, uma vez que o ambiente (inclusa a temperatura) possui impacto direto no nível de alerta do condutor ao volante (SOARES, et al., 2020).

Apesar do projeto ainda não estar finalizado, já é possível afirmar, através dos resultados obtidos até então, que o mesmo cumprirá com seus objetivos e se confirmam as hipóteses levantadas. A realização de ensaios em um ambiente mais próximo ao de um veículo de verdade, além de consolidar as soluções que vêm sendo construídas, servirá para guiar e definir os próximos eixos de melhoramento do sistema.

Por fim, o projeto, iniciado em 2017, ainda deixa possibilidade para novos desdobramentos. Dada a complexidade do tema e a importância do sistema HVAC dentro do contexto veicular, novas linhas de pesquisas se abrem para serem exploradas e estudadas. É o caso dos elementos de conforto próximo, por exemplo, que apresentam um grande potencial, porém são quase inexistentes na indústria automotiva pois seus reais impactos ainda são pouco conhecidos.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- ASHRAE. (2010). *STANDARD 55 – THERMAL ENVIRONMENTAL CONDITIONS FOR HUMAN OCCUPANCY*. Fonte: ASHRAE: <https://www.ashrae.org/technical-resources/bookstore/standard-55-thermal-environmental-conditions-for-human-occupancy>
- BeSWIC. (s.d.). *Indices PMV - PPD de confort thermique*. Fonte: BeSWIC: <https://www.beswic.be/fr/themes/agents-physiques/ambiances-thermiques/indices-de-confort-et-de-contrainte-thermique/indice-pmv-ppd-de-confort-thermique>
- BREQUE, F. (2017). *Étude et amélioration d'une pompe à chaleur pour véhicule électrique en conditions de givrage*. Paris: Université Paris Sciences et Lettres.
- FANGER, P. O. (1970). *Thermal comfort: Analysis and applications in environmental engineering*. Copenhagen: Danish Technical Press.
- FILAN, D., LOMAS, K., & STOHRER, M. (1999). A computer model of human thermoregulation for a wide range of environmental conditions: the passive system. *Journal of Applied Physiology*, pp. 1957-1972.
- FOJTLÍN, M., FIŠER, J., POKORNÝ, J., POVALAČ, A., URBANEC, T., & JÍCHA, M. (2017). An innovative HVAC control system: Implementation and testing in a vehicular cabin. *Journal of Thermal Biology*, pp. 64-68.
- GAGGE, A., STOLWIJK, J., & NISHI, Y. (1972). *Gagge - An Effective Temperature Scale Based on a Simple Model of Human Physiological Regulatory Response*. Sapporo: Hokkaido University.
- HAJIME, O., TABATA, K., NAKA, Y., TAKEDA, A., & TOCHIHARA, Y. (2012). Effects of heated seats in vehicles on thermal comfort during the initial warm-up period. *Applied Ergonomics*, pp. 360-367.
- JAOUDE, R., THIAGALINGAM, I., EL KHOURY, R., & CREHAN, G. (2020). Berkeley thermal comfort models: Comparison to people votes and indications for user-centric HVAC strategies in car cabins. *Building and Environment*.
- KAMBLY, K., & BRADLEY, T. (2014). Estimating the HVAC energy consumption of plug-in electric vehicles. *Journal of Power Sources*, pp. 117-124.
- LAJUNEN, A. (2017). Energy efficiency and performance of cabin thermal management in electric vehicles. *SAE Technical Paper*.

- Les Echos. (23 de Março de 2021). *L'Europe prépare la fin des ventes de voitures essence et diesel en 2035*. Fonte: Les Echos: <https://www.lesechos.fr/industrie-services/automobile/europe-prepare-la-fin-des-ventes-de-voitures-essence-et-diesel-en-2035-1300655>
- MATLAB. (s.d.). *Understanding Support Vector Machine Regression*. Fonte: MathWorks: https://fr.mathworks.com/help/stats/understanding-support-vector-machine-regression.html#responsive_offcanvas
- PALELLA, B., ALFANO, F., & RICCIO, G. (2017). On the Evolution of Thermoregulation Models. *Ergonomics International Journal*.
- Parlamento Europeu. (2019). *REGULAMENTO (UE) 2019/2144 DO PARLAMENTO EUROPEU E DO CONSELHO*. Fonte: Parlamento Europeu e do Conselho: <https://eur-lex.europa.eu/legal-content/PT/TXT/HTML/?uri=CELEX:32019R2144&from=ET#d1e40-1-1>
- RAMANATHAN, N. L. (1964). A new weighting system for mean surface temperature of the human body. *Journal of Applied Physiology*, pp. 531-533.
- SCHAUDIENSTA, F., & VOGDTA, F. (2017). Fanger's model of thermal comfort: a model suitable just for men? *Energy Procedia*, pp. 129-134.
- Scikit-Learn. (s.d.). *Choosing the right estimator*. Fonte: Scikit-Learn: https://scikit-learn.org/stable/tutorial/machine_learning_map/index.html
- SIMION, M., SOCACIU, L., & UNGURESAN, P. (2016). Factors which influence the thermal comfort inside of vehicles. *Energy Procedia*, pp. 472-480.
- SOARES, S., MONTEIRO, T., LOBO, A., COUTO, A., CUNHA, L., & FERREIRA, S. (2020). Analyzing Driver Drowsiness: From Causes to Effects. *Sustainability*.
- Stellantis. (3 de Março de 2021). *Full Year 2020 Results for FCA and Groupe PSA*. Fonte: Stellantis: <https://www.stellantis.com/en/news/press-releases/2021/march/strong-2020-results>
- VEDECOM. (2021). *Testers' responses intersection - How clear differences in physical characteristics are not seen in thermophysiology and thermal perception*.
- XIONG, L., & YAO, Y. (2021). Study on an adaptive thermal comfort model with K-nearest-neighbors. *Building and Environment*.
- ZHANG, H., ARENS, E., & HUIZENGA, C. (2005). Partial and whole-body thermal sensation and comfort, Part I: Uniform environmental conditions. *Indoor Environmental Quality (IEQ) - UC Berkeley*.

ZHANG, H., ARENS, E., & HUIZENGA, C. (2009). Thermal sensation and comfort models for non-uniform and transient environments, Part III: whole-body sensation and comfort. *Indoor Environmental Quality (IEQ) - UC Berkeley*.

ANEXO 1: Extrato da norma ISO 7730:2005 "Ergonomia dos ambientes térmicos – Determinação analítica e interpretação do conforto térmico pelo cálculo dos índices PMV e PPD e por critérios locais de conforto térmico"

This preview is downloaded from www.sis.se. Buy the entire standard via <https://www.sis.se/std-907006>

ISO 7730:2005(E)

Calculate the PMV using Equations (1) to (4):

$$PMV = [0,303 \cdot \exp(-0,036 \cdot M) + 0,028] \cdot \left\{ \begin{array}{l} (M - W) - 3,05 \cdot 10^{-3} \cdot [5\,733 - 6,99 \cdot (M - W) - p_a] - 0,42 \cdot [(M - W) - 58,15] \\ -1,7 \cdot 10^{-5} \cdot M \cdot (5\,867 - p_a) - 0,0014 \cdot M \cdot (34 - t_a) \\ -3,96 \cdot 10^{-8} \cdot f_{cl} \cdot [(t_{cl} + 273)^4 - (\bar{t}_r + 273)^4] - f_{cl} \cdot h_c \cdot (t_{cl} - t_a) \end{array} \right\} \quad (1)$$

$$t_{cl} = 35,7 - 0,028 \cdot (M - W) - I_{cl} \cdot \left\{ 3,96 \cdot 10^{-8} \cdot f_{cl} \cdot [(t_{cl} + 273)^4 - (\bar{t}_r + 273)^4] + f_{cl} \cdot h_c \cdot (t_{cl} - t_a) \right\} \quad (2)$$

$$h_c = \begin{cases} 2,38 \cdot |t_{cl} - t_a|^{0,25} & \text{for } 2,38 \cdot |t_{cl} - t_a|^{0,25} > 12,1 \cdot \sqrt{v_{ar}} \\ 12,1 \cdot \sqrt{v_{ar}} & \text{for } 2,38 \cdot |t_{cl} - t_a|^{0,25} < 12,1 \cdot \sqrt{v_{ar}} \end{cases} \quad (3)$$

$$f_{cl} = \begin{cases} 1,00 + 1,290 I_{cl} & \text{for } I_{cl} \leq 0,078 \text{ m}^2 \cdot \text{K/W} \\ 1,05 + 0,645 I_{cl} & \text{for } I_{cl} > 0,078 \text{ m}^2 \cdot \text{K/W} \end{cases} \quad (4)$$

where

M is the metabolic rate, in watts per square metre (W/m^2);

W is the effective mechanical power, in watts per square metre (W/m^2);

I_{cl} is the clothing insulation, in square metres kelvin per watt ($\text{m}^2 \cdot \text{K/W}$);

f_{cl} is the clothing surface area factor;

t_a is the air temperature, in degrees Celsius ($^{\circ}\text{C}$);

\bar{t}_r is the mean radiant temperature, in degrees Celsius ($^{\circ}\text{C}$);

v_{ar} is the relative air velocity, in metres per second (m/s);

p_a is the water vapour partial pressure, in pascals (Pa);

h_c is the convective heat transfer coefficient, in watts per square metre kelvin [$\text{W}/(\text{m}^2 \cdot \text{K})$];

t_{cl} is the clothing surface temperature, in degrees Celsius ($^{\circ}\text{C}$).

NOTE 1 metabolic unit = 1 met = 58,2 W/m^2 ; 1 clothing unit = 1 clo = 0,155 $\text{m}^2 \cdot ^{\circ}\text{C/W}$.

PMV may be calculated for different combinations of metabolic rate, clothing insulation, air temperature, mean radiant temperature, air velocity and air humidity (see ISO 7726). The equations for t_{cl} and h_c may be solved by iteration.

The PMV index is derived for steady-state conditions but can be applied with good approximation during minor fluctuations of one or more of the variables, provided that time-weighted averages of the variables during the previous 1 h period are applied.

The index should be used only for values of PMV between -2 and +2, and when the six main parameters are within the following intervals:

$$M \quad 46 \text{ W/m}^2 \text{ to } 232 \text{ W/m}^2 \text{ (0,8 met to 4 met);}$$

ANEXO 3: Posição dos termopares dentro do SITHER

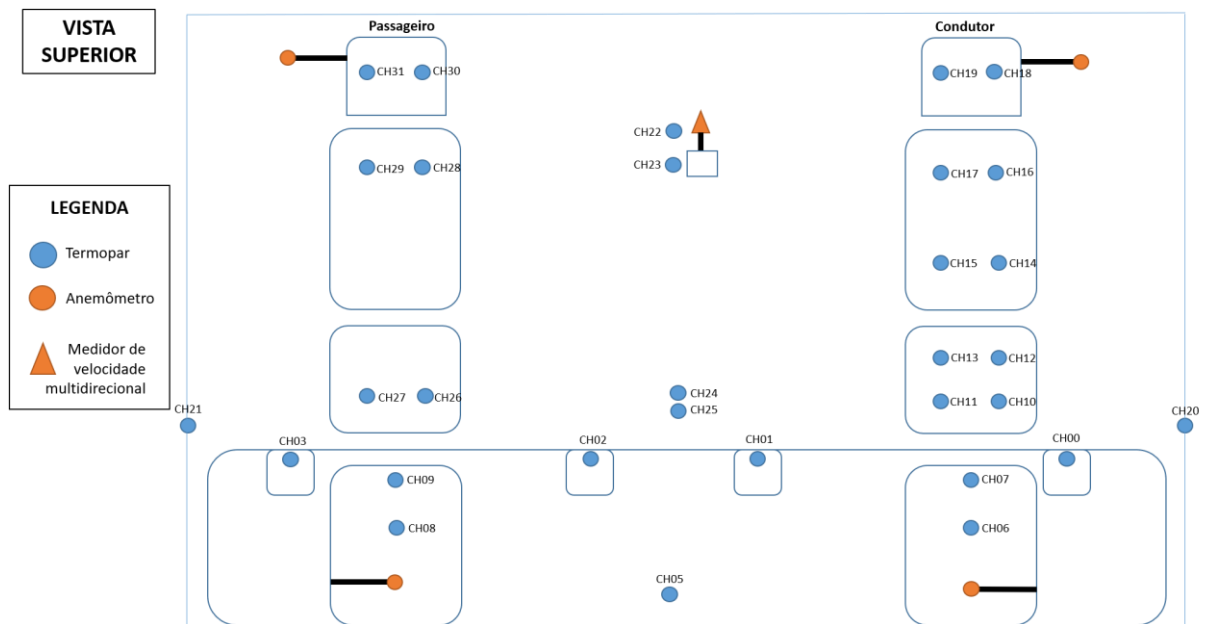


Figura 57: Vista superior 2D do interior do simulador (O autor).

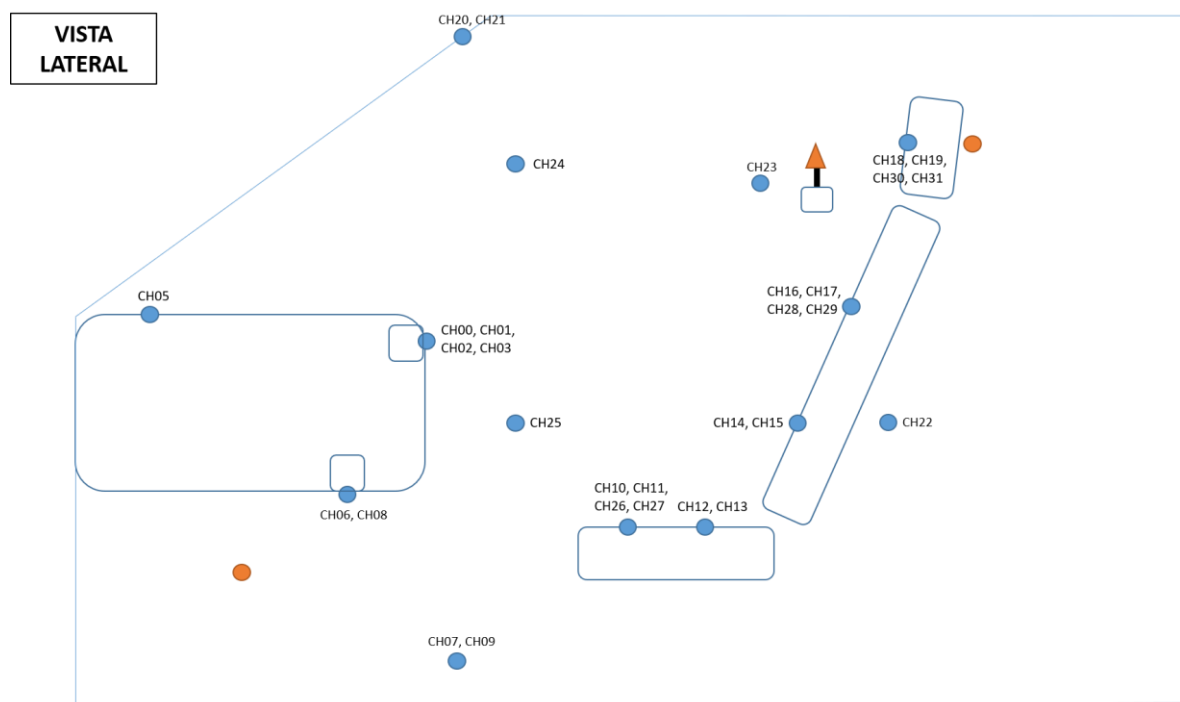


Figura 58: Vista lateral 2D do interior do simulador (O autor).

ANEXO 4: Posição dos HygroButtons segundo o modelo de Zhang

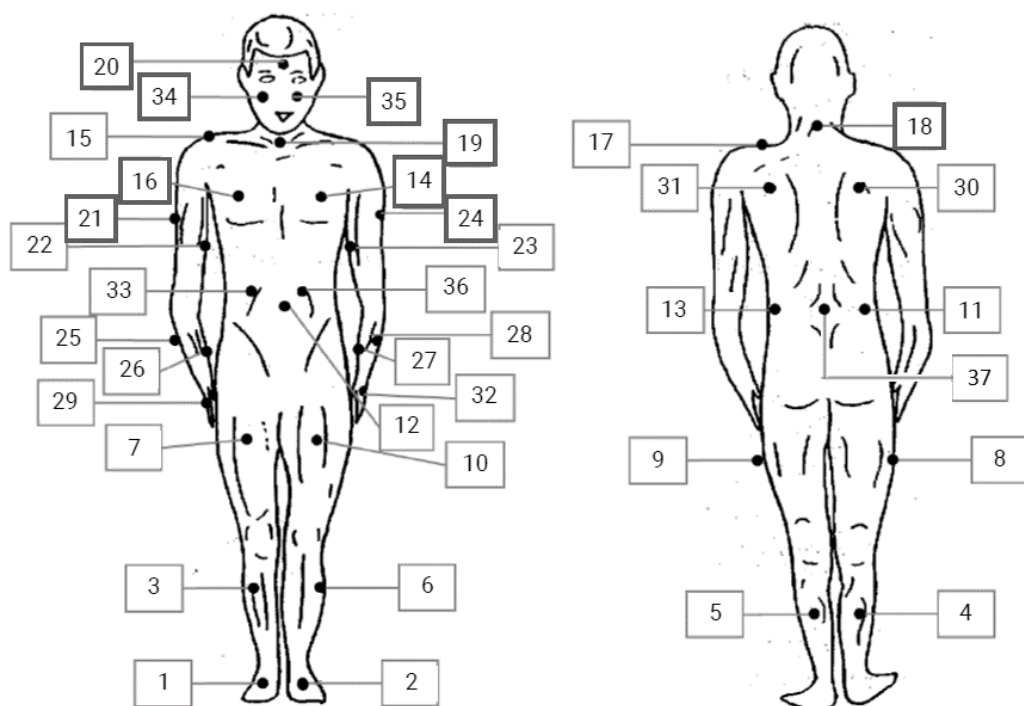


Figura 59: Posição dos HygroButtons segundo Zhang (ZHANG, ARENS, & HUIZENGA, 2005).

Tabela 2: Correspondência entre número do HygroButton e posição no corpo.

Nº	Posição	Nº	Posição
1	Pé direito, parte superior	20	Testa
2	Pé esquerdo, parte superior	21	Braço direito, lateral externa
3	Panturrilha direita, parte anterior	22	Braço direito, lateral interna
4	Panturrilha direita, parte posterior	23	Braço esquerda, lateral interna
5	Panturrilha esquerda, parte posterior	24	Braço esquerda, lateral externa
6	Panturrilha esquerda, parte anterior	25	Antebraço direito, lateral externa
7	Coxa direita, parte anterior	26	Antebraço direito, lateral interna
8	Coxa direita, lateral externa	27	Antebraço esquerdo, lateral interna
9	Coxa esquerda, lateral externa	28	Antebraço esquerdo, lateral externa
10	Coxa esquerda, parte anterior	29	Mão direita, parte superior
11	Lateral direita das costas, parte inferior	30	Omoplata direita
12	Abdômen, centro	31	Omoplata esquerda
13	Lateral esquerda das costas, parte inferior	32	Mão esquerda, parte superior
14	Peitoral esquerdo	33	Abdômen, lado direito
15	Ombro direito, parte superior	34	Bochecha direita
16	Peitoral direito	35	Bochecha esquerda
17	Ombro esquerdo, parte superior	36	Abdômen, lado esquerdo
18	Nuca	37	Centro das costas, parte inferior
19	Garganta		

ANEXO 5: Protocolo de teste “Teste de Conforto Próximo”

This document is the property of Vedecom. It cannot be communicated, copied or distributed without authorization

Confidential

Purpose of SITHER tests

Evaluate experimentally the effect of close comfort components on thermal sensations and comforts of a car occupant.

Evaluate the ability of numerical models to describe close comfort components effects on local and global sensations and comforts.

Selected scenarios

Test with the close comfort component

Step ID	Settings and events	Description
PRE-TEST	<ul style="list-style-type: none"> AHU flow rate : 250 m³/h AHU RH : 50% AHU Temperature : T1 °C Panels temperature : T1 °C Close comfort component : OFF Event : n/a Duration : n/a 	SITHER test bench is preconditioned during that phase to a temperature T1, generally the night before the test.
0	<ul style="list-style-type: none"> AHU flow rate : 250 m³/h AHU RH : 50% AHU Temperature : T1 °C Panels temperature : T1 °C Close comfort component : OFF Event : The tester takes its place inside the SITHER bench. Duration : 5 minutes 	The test now begins, but SITHER preconditioning settings need to be kept for a short time in order to keep the inside temperature stabilized during the entry of the tester.
1	<ul style="list-style-type: none"> AHU flow rate : 200 m³/h AHU RH : 50% AHU Temperature : T1 °C Panels temperature : OFF Close comfort component : OFF Event : The tester waits inside the bench, and votes regularly (each 5 minutes) on its thermal sensations and comforts. Duration : 15 minutes 	Panels are shut down and the tester is waiting inside SITHER. The tester is stabilized under the thermal ambiance of the SITHER test bench which is kept at a temperature of T1.
2	<ul style="list-style-type: none"> AHU flow rate : OFF AHU RH : OFF AHU Temperature : OFF Panels temperature : OFF Close comfort component : OFF Event : The tester waits inside the bench, and votes regularly (each 5 minutes) on its thermal sensations and comforts. Duration : 10 minutes 	AHU and panels are shut down, and the tester is waiting inside SITHER, with all its element off. The convective heat stress is deactivated so that the tester only receive passive heat stress from the environment.
3	<ul style="list-style-type: none"> AHU flow rate : OFF AHU RH : OFF AHU Temperature : OFF Panels temperature : OFF Close comfort component : ON Event : Close comfort component is switched on, and the tester needs to vote regularly (each 5 minutes) on its thermal sensations and comforts 	Close comfort component is switched on, and the testers is asked to determine its thermal appraisal for 60 minutes. This step covers transient and stabilized phases of the close comfort element (heating up/cooling down + stationary phase) as well as the convergence and stabilized phases of the human thermophysiology.

This document is the property of Vedecom. It cannot be communicated, copied or distributed without authorization

Confidential

4	<ul style="list-style-type: none"> · Duration : 60 minutes · AHU flow rate : 200 m³/h · AHU RH : 50% · AHU Temperature : T2 °C · Panels temperature : OFF · Close comfort component : ON · Event : Now HVAC is activated, and the tester needs to vote regularly (each 5 minutes) on its thermal sensations and comforts. · Duration : 30 minutes 	<p>Close comfort component is still on, and HVAC is switched on, so that SITHER inside is slowly heating up/cooling down to reach the thermal comfort zone. T2 is estimated numerically.</p>
5	<ul style="list-style-type: none"> · AHU flow rate : 200 m³/h · AHU RH : 50% · AHU Temperature : varying · Panels temperature : OFF · Close comfort component : ON · Event : The SITHER bench is now at T2 °C, and the tester needs to determine its thermoneutrality with the help of the operator. · Duration : 60 minutes 	<p>SITHER inside temperature is now stabilized at the temperature T2. The tester is now asked to choose to increase or decrease incrementally every 10 min the temperature (T2±0.5°C and so on) until he reaches the optimal temperature at which he feels optimal comfort. This will enable us to estimate the optimum cabin temperature with close comfort component ON.</p>

ANEXO 6: Modelo térmico da cabine em detalhe

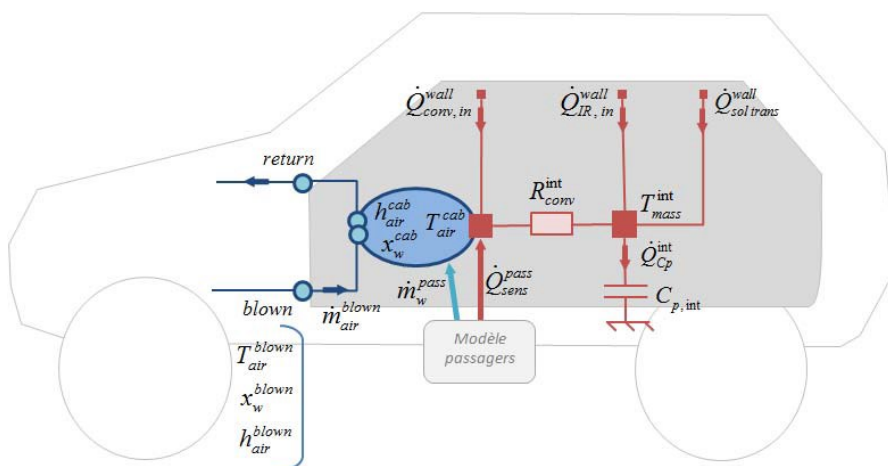


Figura 60: Esquema do interior da cabine em detalhe (BREQUE, 2017).

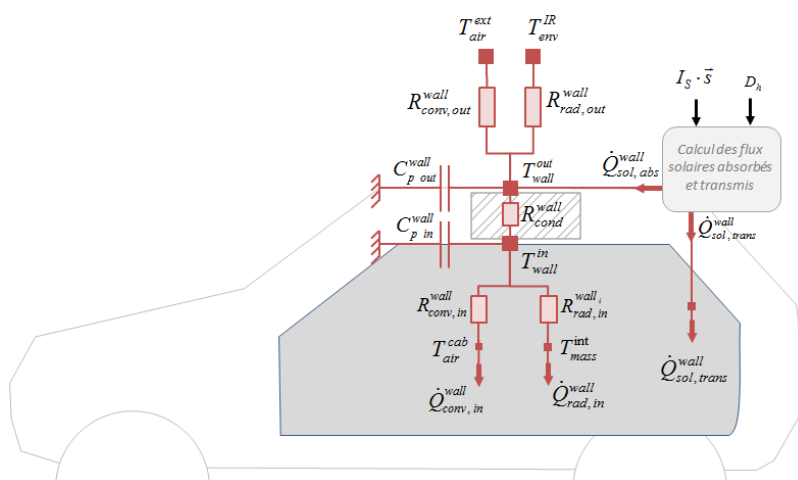


Figura 61: Esquema das paredes em detalhe (BREQUE, 2017).

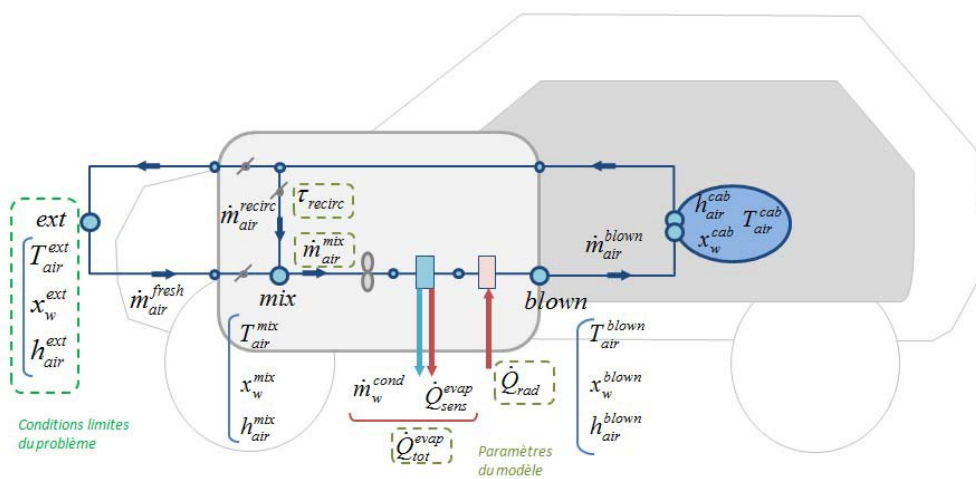


Figura 62: Esquema do módulo HVAC em detalhe (BREQUE, 2017).

ANEXO 7: Código MATLAB “Gagge”

```

clc; clear all; close all;

%% Read both filenames.txt
path = 'c:\user\SC01248\Documents\Rapports et infos Banc SITHER\Essais Confort Thermique 2019-2020;
path_input = 'C:\Users\sc01248\Desktop\Workspace\Traitement données SITHER\Gagge\Inputs;
path_output = 'C:\Users\sc01248\Desktop\Workspace\Traitement données SITHER\Gagge\Outputs;
fichier_oper = fullfile(path,'Fichiers Operateur','filenames.txt);
fichier_test = fullfile(path,'filenames.txt);

operators = {};
tests = {};
sheets = {};

% File containing the operators' filenames
file = fopen(fichier_oper);
tline = fgetl(file);
l = 0;
while ischar(tline)
    l = l + 1;
    operators(l) = tline;
    tline = fgetl(file);
end
fclose(file);

% File containing the tests' filenames
file = fopen(fichier_test);
tline = fgetl(file);
l = 0;
while ischar(tline)
    l = l + 1;
    tests(l) = tline;
    tline = fgetl(file);
    splitting = split(tests(l)','.csv');
    sheets(l) = char(spliting(1));
end
fclose(file);

%% File selection

[index, selection] = test_selection(sheets);

%% Loop if a file wasn't selected

while selection == 0
    button = questdlg('No file selected, Do you want to select another test?','Test Selection','Yes','No','Yes');
    if string(button) == 'No'
        msgbox('Process finished');
        break
    end
    [index, selection] = test_selection(sheets);
end

%% Calculations

if selection == 1
    operator = operators(index);
    test = tests(index);
    sheet = sheets(index);
    namein = strcat('GaggeInputs_',sheet, '.xlsx');
    nameout = strcat('GaggeOutput_',sheet, '.xlsx');
    h = msgbox(['Code in execution for test ', sheet]);

    disp(test)

    file_op = fullfile(path,'Fichiers Operateur',operator);
    file_test = fullfile(path,test);
    file_input = fullfile(path_input,namein);
    file_output = fullfile(path_output,nameout);

    %% Anthrompometry
    Weight = xlsread(file_op,'Operateur','C16'); % [kg]
    Height = xlsread(file_op,'Operateur','C13'); % [cm]
    Thick = 0.15;
    Grav = 1.25;

```

```

BodySurface = (Weight^0.425)*(Height^0.725)*71.84)/10000;
Sk_vol = (BodySurface*10000) * Thick;
SK_weight = (Sk_vol * Grav)/1000;

%% Read Excel file "Gagge Inputs"
TAA = xlsread(file_input,'B:B'); % Ambient Temperature [°C]
RHH = xlsread(file_input,'C:C')/100; % Relative Humidity []
VAA = abs(xlsread(file_input,'D:D')); % Air Speed [m/s]
HR = xlsread(file_input,'E:E'); % Heart Rate [rpm]
if sum(HR) == 0
    h = msgbox('NO HR DATA','Error','error');
    error('NO HR DATA');
end
L1 = length(HR);
L2 = length(TAA);
if L1 < L2
    HR(L1+1:L2) = 0;
end
RMM = -3.633 + (0.0605* HR);
%% Input parameters
MST = xlsread(file_input,'F2'); % Mean Skin Temperature [°C]
eps = 0.98; % Emissivity of human body []
CLO = 0.6; % Clo index []
SolarLoad = 0; % Solar Load [W/m²]
SKBFN = 6.3; % Blood flow [L/min]
TSKi = MST; % Skin initial temperature [°C]
TCRi = 36.6; % Core initial temperature [°C]

%% Vectors
VecTSK = zeros(0,1800);

%% Initial conditions - Body in Thermal Equilibrium
TSK = TSKi; TCR = TCRi; EDIF = 5.0; ERSW = 0; EDRIP = 0;
WRSW = 0.0; WE = 0; Kmin = 5.28; SKBF = SKBFN; TIME = 0.0;

%% Equations
n = 1;
VecTSK(n) = TSKi;
while (TIME <= length(TAA)/3600)
    TA = TAA(n);
    RH = RHH(n);
    V0 = VAA(n);
    RM = RMM(n);

    if(V0>5)
        Afor = 0;
        Bfor = 7.32;
        Cfor = 0.8;
    else
        Afor = 6.16;
        Bfor = 4.18;
        Cfor = 1;
    end

    ERES = 0.0023 * RM * 58.2 * (44 - RH * PTTBL(TA) );
    EV = ERES + EDIF;
    WK = WE * RM;
    Hfor = Afor + Bfor * V0^Cfor;
    Hnat = 2.56 * abs(TSK-TA)^0.25;
    CHC = (Hnat^3 + Hfor^3)^(1/3);
    CHR = 4*eps*5.67*10^(-8)*0.7*(TSK)^3;
    CTC = CHC + CHR;
    FCL = 1/(1 + (0.155 * CTC * CLO));
    FPCL = 1/(1 + 0.143 * (CTC-CHR) * CLO);
    HFCS = RM - (TCR-TSK)*(Kmin+1.163*SKBF) - ERES - WK;
    HFSK = (TCR-TSK)*(Kmin+1.163*SKBF)-CTC*(TSK-TA)*FCL-(EV-ERES) + SolarLoad;
    TCSK = 0.97 * SK_weight;
    TCCR = 0.97 * (Weight - SK_weight);
    DTSK = (HFSK * BodySurface)/TCSK;
    DTCS = (HFCS * BodySurface)/TCCR;
    DTIM = 1/3600;
    U = abs(DTSK);

    if((U*DTIM)>0.1)

```

```

DTIM = 0.1/U;
end
U = abs(DTCR);
if ((U*DTIM)>0.1)
    DTIM = 0.1/U;
end
TIME = TIME + DTIM;
TSK = TSK+DTSK*DTIM;
TCR = TCR+DTCR*DTIM;

SKSIG = TSK - 34.1;
if(SKSIG<=0)
    COLDS = -SKSIG;
    WARMS = 0.0;
else
    COLDS = 0.0;
    WARMS = SKSIG;
end
CRSIG = TCR - 36.6;
if (CRSIG <= 0)
    COLD = -CRSIG;
    WARMC = 0.0;
else
    WARMC = CRSIG;
    COLDC = 0.0;
end

STRIC = 0.5 * COLDS;
DILAT = 75 * WARMC;
SKBF = (SKBFN + DILAT)/(1+STRIC);
if((RM - 60) <= 0)
    REGSW = 100 * WARMC * WARMS;
else
    REGSW = 250 * WARMC + 100 * WARMC * WARMS;
end
ERSW = 0.7 * REGSW * 2. ^((TSK-34.1)/3);
if(ERSW <= 5000)
    WRSW = WRSW + (ERSW * 2/(0.7*100))*DTIM;
    EMAX = 2.2 * CHC * ( PTTBL(TSK) - RH * PTTBL(TA)) * FPCL;
    PRSW = ERSW/EMAX;
    PWET = (0.06+0.94*PRSW);
else
    xlswrite(file_output,[string(T Gagge [°C]); transpose(VecTSK)]);
    h = msgbox('Valeur limite','Error','error');
    error('Valeur limite');
end

EDIF = PWET*EMAX-ERSW;
EV = ERES + ERSW + EDIF;
if(ERSW > EMAX)
    EDRIP = ERSW - EMAX;
    EV = ERES + EMAX;
    ERSW = EMAX;
    EDIF = 0.0;
    PRSW = 1.0;
    PWET = 1.0;
end
VecTSK(n+1)= TSK;
n = n+1;
end
end
%% Save to Excel file "Gagge Output"

xlswrite(file_output,[string(T Gagge [°C]); transpose(VecTSK)]);

plot(VecTSK,',';LineWidth,2)
title('Modèle de Gagge')
xlabel('Temps [s]')
ylabel('Température [°C]')
xlim([0 n])
save('c:\user\SC01248\Pictures\Modèle de Gagge.jpg')

h = msgbox(['CALCULATIONS COMPLETED! Test: ', sheet]);

```

ANEXO 8: Código Python “Inputs”

```
In [1]: import numpy as np
import pandas as pd
import matplotlib.pyplot as plt
from sklearn.linear_model import LinearRegression
from sklearn.svm import SVR
from sklearn.neighbors import KNeighborsClassifier
from sklearn import preprocessing
from sklearn import utils
```

Function: Data Acquisition

```
In [2]: def get_data(path, entry, exit):

    data = pd.read_csv(path, encoding = 'ANSI', parse_dates = True, index_col = 0)
    data = data.interpolate() # method='cubic', limit_direction='forward'
    data = data.resample('1s').first()
    data = data[data.index >= entry]
    data = data[data.index <= exit]
    return data
```

Function: Save GaggelInputs.xlsx

```
In [3]: def save_inputs(data, test, i, nb):

    from pandas import ExcelWriter

    inputs = np.zeros((len(data),6))

    for dataName in data.columns:
        if 'Driver/Passenger in-between space, middle - Temperature [°C]' in dataName:
            inputs[:,0] = data[dataName]
        if 'Forehead - RH [%]' in dataName:
            inputs[:,1] = data[dataName]
        if 'Driver\'s head space - Air speed [m/s]' in dataName:
            inputs[:,2] = data[dataName]
        if 'Heart rate [bpm]' in dataName:
            if 'Heart rate [bpm]V' not in dataName:
                inputs[:,3] = data[dataName]
        if 'Left chest - Temperature [°C]' in dataName:
            inputs[:,4] = data[dataName]
        if 'Right chest - Temperature [°C]' in dataName:
            inputs[:,5] = data[dataName]

    newdata = pd.DataFrame(inputs, columns = ['Driver/Passenger in-between space, middle - Temperature [°C]'
                                            ...'Forehead - RH [%]'
                                            ...'Driver\'s head space - Air speed [m/s]'
                                            ...'Heart rate [bpm]'
                                            ...'Left chest - Temperature [°C]'
                                            ...'Right chest - Temperature [°C]'])

    filename = './Gagge/Inputs/GaggeInputs_' + test + '.xlsx'
    with ExcelWriter(filename, engine = 'xlsxwriter', mode = 'w') as writer:
        newdata.to_excel(writer)
        print(f'{i}/\n). {test}')
```

Main code (loop all tests)

```
In [4]: dossier = 'c:/user/SC01248/Documents/Rapports et infos Banc SIOTHER/Essais Confort Thermique 2019-2020'
file_op = open(dossier + '/Fichiers Operateur/filenames.txt', 'r')
file_tests = open(dossier + '/filenames.txt', 'r')
info = pd.read_excel(dossier + '/Fichiers Operateur/Info tests (horaires).xlsx', index_col = 0)
info = info[info['Entrée dans l habitacle']!= 'NO DATA'] # This excludes the tests for which we don't have the time
i = 1

nb = 0
for line in file_tests.readlines():
    nb = nb + 1
file_tests = open(dossier + '/filenames.txt', 'r')

for line in file_tests.readlines():
    filename = line.split('\n')[0]
    test = filename.split('.csv')[0]
    path = dossier + filename
    entry = str(info.loc[test][0])
    exit = str(info.loc[test][1])

    data = get_data(path, entry, exit)

    save_inputs(data, test, i, nb)
```