KLÉBER DE OLIVEIRA ANDRADE

**Sistema Neural Reativo para o Estacionamento Paralelo com uma Única manobra em
Veículos de Passeio**

Dissertação apresentada à Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, para obtenção do título de Mestre em Engenharia Mecânica.

Área de Concentração: Dinâmica de Sistemas e Controles
Orientador: Prof. Dr. Marcelo Becker

USP - São Carlos
Outubro/2011

ESTE EXEMPLAR TRATA-SE DA
VERSÃO CORRIGIDA. A VERSÃO
ORIGINAL ENCONTRA-SE
DISPONÍVEL JUNTO AO
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA
MECÂNICA DA EESC-SP

AUTORIZO A REPRODUÇÃO E DIVULGAÇÃO TOTAL OU PARCIAL DESTES
TRABALHOS, POR QUALQUER MEIO CONVENCIONAL OU ELETRÔNICO,
PARA FINS DE ESTUDO E PESQUISA, DESDE QUE CITADA A FONTE.

Ficha catalográfica preparada pela Seção de Tratamento
da Informação do Serviço de Biblioteca – EESC/USP

A553s	<p>Andrade, Kléber de Oliveira Sistema neural reativo para o estacionamento paralelo com uma única manobra em veículos de passeio. / Kléber de Oliveira Andrade ; orientador Marcelo Becker. São Carlos, 2011.</p> <p>Dissertação (Mestrado - Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica e Área de Concentração em Dinâmica de Sistemas e Controles)-- Escola de Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo, 2011.</p> <p>1. Robôs móveis inteligentes. 2. Veículos autônomos. 3. Redes neurais artificiais. 4. Perceptron multi-camadas. 5. Aprendizado supervisionado. 6. Estacionamento paralelo. I. Título.</p>
-------	--

FOLHA DE JULGAMENTO

Candidato: Bacharel **KLÉBER DE OLIVEIRA ANDRADE**

Título da dissertação: **Sistema neural reativo para o estacionamento paralelo com uma única manobra em veículos de passeio.**

Data da defesa: 29/08/2011:

Comissão Julgadora:

Prof. Associado **Marcelo Becker (Orientador)**
(Escola de Engenharia de São Carlos/EESC)

Prof. Dr. **Daniel Varela Magalhães**
(Escola de Engenharia de São Carlos/EESC)

Prof. Dr. **Denis Fernando Wolf**
(Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação/ICMC/USP)

Resultado:

APROVADO

aprovado

APROVADO

Coordenador do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Mecânica:
Prof. Associado **Marcelo Areias Trindade**

Presidente da Comissão de Pós-Graduação:
Prof. Associado **Paulo Cesar Lima Segantine**

Dedicatória

Dedico este trabalho à minha família, por tornar possível mais esta fundamental conquista e à minha namorada Claudia, pela compreensão e paciência.

Agradecimentos

Inicialmente gostaria de agradecer ao Instituto Nacional de Ciência e Tecnologia em Óptica e Fotônica (INCT-INO) parceiro do projeto SENA pela concessão da bolsa CAPES (Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior), na qual, sem ela eu não conseguiria focar em meus estudos.

A presente dissertação resultou de uma vontade muito forte de concretizar o objetivo a que me foi proposto. Muitas foram as dificuldades com que me deparei e os obstáculos que tive que ultrapassar, mas tudo isso tornou ainda mais gratificante a conclusão desta tarefa. No entanto, não posso esquecer daqueles que de uma forma ou de outra contribuíram para esta realização.

No início do mestrado fui apresentado ao orientador Prof. Doutor Marcelo Becker, que durante dois anos e meio pude contar com a orientação, seu vasto conhecimento e conselhos que me ajudaram a chegar ao fim deste trabalho. Meu muito obrigado pela sua amizade e ensinamentos.

Muitos foram os docentes e os colegas que me motivaram e incentivaram. Por isso não vou os referir, pois correria o risco de esquecer algum. De todos eu guardo uma boa recordação.

Há, no entanto, alguns nomes que não posso deixar de lembrar, pela boa impressão que me deixaram e pelos ensinamentos transmitidos. São eles o Prof. Dr. Adriano Almeida Gonçalves Siqueira, o Prof. Dr. Glauco Augusto de Paula Caurin, Prof. Dr. Daniel Varela Magalhães, Prof. Dr. Fernando Santos Osório, Prof. Dr. Denis Fernando Wolf, Prof. Dr. Luís Henrique Sacchi, Prof. Dr. Luiz Camolesi Jr. e Prof. Dr. José Martins Jr. tendo todos enriquecendo-me um pouco com os seus conhecimentos.

A realização da presente dissertação não seria, no entanto, possível sem a ajuda e o apoio de algumas pessoas. Aos amigos da Pós-Graduação, que contribuíram de todas as maneiras para a realização desta pesquisa: André Carmona Hernandez, Jorge Pablo Moraga Galdames, Kelen Cristiane Teixeira Vivaldini, Poliane Torres Megda e Rafael Coronel Bueno Sampaio. Não posso deixar de lembrar também os amigos da República Pira Sushi que convivi: Edson Takashi Matsubara, Fernando Ruiz Rosário, Mauro Miazaki, Luis Fassis e Sidney Seiji Sato. A amizade, apoio e convivência dessas pessoas foram essenciais em minha formação.

Para aqueles que mais de perto acompanharam esta jornada. À minha família, pela simples existência em minha vida. Nenhuma palavra é capaz de expressar toda minha gratidão à minha mãe e aos meus irmãos, que estiveram sempre me apoiando. Agradeço especialmente à minha namorada Claudia Trevisan, pelo suporte, paciência, companhia e compreensão transmitida durante esta tarefa. Foram eles, sem dúvida, os grandes responsáveis pela conclusão desta dissertação. Sem esse apoio não seria possível investir longas horas de trabalho, privando-os da atenção merecida. Ofereço todo o meu sucesso a vocês!

Por fim, a todos aqueles que leram este trabalho e deixaram suas valiosas contribuições, e também aos que sempre perguntaram sobre o andamento deste projeto: obrigado! O interesse demonstrado por vocês foi responsável pela qualidade que pude atingir neste trabalho. Espero que gostem do resultado final.

Muito obrigado a todos vocês!

Epígrafe

"It's clearly useful to have machines doing jobs that are insufficient for the human brain and thus leave human beings the possibility of devoting themselves to more creative labors that will stretch and expand their minds"

Isaac Asimov, 1920-1992

Resumo

ANDRADE, K. O. **Sistema Neural Reativo para o Estacionamento Paralelo com uma Única Manobra em Veículos de Passeio**. 2011. Dissertação (Mestrado) - Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, São Carlos, 2011.

Graças aos avanços tecnológicos nas áreas da computação, eletrônica embarcada e mecatrônica a robótica está cada vez mais presente no cotidiano das pessoas. Nessas últimas décadas, uma infinidade de ferramentas e métodos foram desenvolvidos no campo da Robótica Móvel. Um exemplo disso são os sistemas inteligentes embarcados nos veículos de passeio. Tais sistemas auxiliam na condução através de sensores que recebem informações do ambiente e algoritmos que analisam os dados e tomam decisões para realizar uma determinada tarefa, como por exemplo estacionar um carro. Este trabalho tem por objetivo apresentar estudos realizados no desenvolvimento de um controlador inteligente capaz de estacionar um veículo simulado em vagas paralelas, na qual seja possível entrar com uma única manobra. Para isso, foi necessário realizar estudos envolvendo a modelagem de ambientes, cinemática veicular e sensores, os quais foram implementados em um ambiente de simulação desenvolvido em C# com o Visual Studio 2008. Em seguida é realizado um estudo sobre as três etapas do estacionamento, que consistem em procurar uma vaga, posicionar o veículo e manobrá-lo. Para realizar a manobra foi adotada a trajetória em S desenvolvida e muito utilizada em outros trabalhos encontrados na literatura da área. A manobra consiste em posicionar corretamente duas circunferências com um raio de esterçamento do veículo. Sendo assim, foi utilizado um controlador robusto baseado em aprendizado supervisionado utilizando Redes Neurais Artificiais (RNA), pois esta abordagem apresenta grande robustez com relação à presença de ruídos no sistema. Este controlador recebe dados de dois sensores laser (um fixado na frente do veículo e o outro na parte traseira), da odometria e de orientação de um sensor inercial. Os dados adquiridos desses sensores e a etapa da manobra em que o veículo está, servem de entrada para o controlador. Este é capaz de interpretar tais dados e responder a esses estímulos de forma correta em aproximadamente 99% dos casos. Os resultados de treinamento e de simulação se mostraram muito satisfatórios, permitindo que o carro controlador pela RNA pudesse estacionar corretamente em uma vaga paralela.

Palavras-chave: Robôs móveis inteligentes. Veículos autônomos. Redes neurais artificiais. Perceptron multi-camadas. Aprendizado supervisionado. Estacionamento paralelo.

Abstract

ANDRADE, K. O. **Neural Reactive System for Parallel Parking with a Single Maneuver in Passenger Vehicles.** 2011. Thesis (Master) - Sao Carlos School of Engineering, Sao Paulo University, Sao Carlos, 2011.

Thanks to technological advances in the fields of computer science, embedded electronics and mechatronics, robotics is increasingly more present in people's lives. On the past few decades a great variety of tools and methods were developed in the Mobile Robotics field, e.g. the passenger vehicles with smart embedded systems. Such systems help drivers through sensors that acquire information from the surrounding environment and algorithms which process this data and make decisions to perform a task, like parking a car. This work aims to present the studies performed on the development of a smart controller able to park a simulated vehicle in parallel parking spaces, where a single maneuver is enough to enter. To accomplish this, studies involving the modeling of environments, vehicle kinematics and sensors were conducted, which were implemented in a simulated environment developed in C# with Visual Studio 2008. Next, a study about the three stages of parking was carried out, which consists in looking for a slot, positioning the vehicle and maneuvering it. The "S" trajectory was adopted and developed to maneuver the vehicle, since it is well known and highly used in related works found in the literature of this field. The maneuver consists in the correct positioning of two circumferences with the possible steering radius of the vehicle. For this task, a robust controller based on supervised learning using Artificial Neural Networks (ANN) was employed, since this approach has great robustness regarding the presence of noise in the system. This controller receives data from two laser sensors (one attached on the front of the vehicle and the other on the rear), from the odometry and from the inertial orientation sensor. The data acquired from these sensors and the current maneuver stage of the vehicle are the inputs of the controller, which interprets these data and responds to these stimuli in a correct way in approximately 99% of the cases. The results of the training and simulation were satisfactory, allowing the car controlled by the ANN to correctly park in a parallel slot.

Palavras-chave: Intelligent mobile robots. Autonomous vehicles. Artificial neural networks. Multi-layer Perceptron. Machine learning. Parallel parking.

Publicações

1. HERNANDES, A. C.; MENDONÇA, A. S. B.; ANDRADE, K. O.; BECKER, M.; Redes neurais artificiais aplicadas à baliza paralela de veículo de passeio em ambiente simulado - In: *VI Congresso Nacional de Engenharia Mecânica, CONEM 2010*, Campina Grande, Paraíba, Ago. 2010.
2. ANDRADE, K. O.; HERNANDES, A. C.; BECKER, M.; A Rule-Based Controller Simulation for an Autonomous Parallel Parking of a Car-Like Robot Using Laser Sensors -In: *21 International Congress of Mechanical Engineering, COBEM 2011*, Natal, Rio Grande do Norte, Out. 2011. (Aguardando publicação)

Lista de Figuras

1.1	Exemplos de robôs reais: (a) Asimo (Honda, 2011); (b) Robomower (Sahin e Guvenc, 2007); (c) Aibo (Sony, 2011); (d) IRobot Scooba (iRobot, 2011); (e) MIT-Manus (Krebs et al., 2008); (f) Robô NAO (NAO, 2011)	2
1.2	Competição do DARPA: (a) vencedor de 2005 (Stanley - Volkswagen Tuareg) da Universidade de Stanford (Thrun et al., 2006); (b) vencedor de 2007 (Tartan - Chevrolet) da Universidade de Changie Mellon (Baker e Dolan, 2009)	3
1.3	Protótipos do projeto SENA: (a) Navalha – quadriciclo elétrico infantil; (b) Gisa – Fiat Stilo 1.8 <i>Dualogic</i>	4
2.1	Etapas do estacionamento paralelo	8
2.2	A tela do painel do Toyota Britânico com o <i>Intelligent Parking Assist System</i> (Retirado de http://wapedia.mobi/en/Advanced_Parking_Guidance_System).	9
2.3	Exemplo de funcionamento do sistema da Bosch para medir o tamanho do espaço de estacionamento (Bosch, 2011).	10
2.4	Sistema Park4U (Valeo, 2010) (a) e (b) procurando a vaga, em (c) entrando na vaga do tipo garagem e em (d) numa vaga paralela.	11
3.1	Tipos de mapas utilizados na robótica: (a) representação métrica baseado em grades; (b) representação topológica; (c) representação geométrica.	16
3.2	Modelo cinemático do veículo.	18
3.3	Mini-veículo HELVIS (Sampaio et al., 2011).	19
3.4	Princípios de funcionamento do <i>encoder</i> óptico (adaptado de Electronics (2009)).	21
3.5	Alguns sensores laser: (a) Modelo de sensor laser SICK LMS 291; (b) Modelo do sensor laser Hokuyo URG-04LX.	22
3.6	Diagrama de blocos simplificado do sensor IMU IG-500N (adaptado de (SBG Systems, 2011)).	23
3.7	Imagem do sensor IMU IG-500N entre os dedos de uma pessoa para mostrar seu tamanho.	23
3.8	Simulador de Estacionamento de Veículos Autônomos (SEVA): (a) versão bi-dimensional do simulador (Heinen et al., 2001); (b) versão tridimensional do simulador (Heinen et al., 2007)	25
3.9	Diagrama de classes do simulador desenvolvido.	26
3.10	Interface do simulador	27

4.1	Neurônio: (a) Representação do neurônio biológico (retirado de http://www.sogab.com.br/anatomia/neuronio.jpg); (b) Representação do neurônio artificial segundo McCulloch e Pitts (adaptado de (Silva et al., 2010)).	30
4.2	Funções de ativação parcialmente diferenciáveis: (a) degrau; (b) degrau bipolar; (c) rampa simétrica; e funções de ativação totalmente diferenciáveis: (d) logística; (e) tangente hiperbólica; (f) linear.	31
4.3	Exemplo de rede com arquitetura do tipo <i>feedforward</i> de camada simples.	33
4.4	Exemplo de rede com arquitetura do tipo <i>feedforward</i> de camada múltiplas.	33
4.5	Exemplo de rede com arquitetura do tipo recorrente ou realimentada.	34
4.6	Exemplo de rede com arquitetura do tipo reticulada.	35
4.7	Esquema para o método <i>5-fold cross-validation</i> .	35
4.8	Situações envolvendo <i>underfitting</i> e <i>overfitting</i> usando parada antecipada.	36
4.9	Diagrama simplificado do funcionamento do aprendizado supervisionado em uma RNA.	37
5.1	Passos para se encontrar uma vaga paralela: (a) início da procura por uma vaga; (b) detecta um possível espaço e começa a contar; (c) termina a contagem e armazena o tamanho da vaga encontrado.	42
5.2	Posicionado na vaga: (a) o veículo acaba de mudar para o estado posicionando e em (b) o veículo chegou na posição desejada.	43
5.3	Trajetória de Estacionamento Paralelo	44
5.4	Manobrando o veículo para dentro da vaga encontrada: (a) entrando na vaga; (b) esterçando inversamente para posicionar o veículo na vaga; (c) aproximando-se do veículo, tomando cuidado para não bater a traseira; (d) ajustando o carro à vaga e parando-o.	47
6.1	Descrição da Rede Neural utilizada para controlar o veículo.	50
6.2	Detalhes da análise realizada para descobrir as configurações iniciais aceitáveis, na qual foram variados os parâmetros Δy e P , onde quatro trajetórias limitantes são representadas.	51
6.3	Área de estacionamento paralelo: a área branca indica que é impossível estacionar em uma única manobra, enquanto a cor vermelha mais escura indica o ponto máximo de esterçamento e a cor amarela indica um ângulo menor de esterçamento.	51
6.4	Amostra da base de exemplos usada para o aprendizado supervisionado da rede neural.	52
6.5	Autômato Finito que representa o conhecimento humano para realizar o estacionamento paralelo em seis etapas.	53
6.6	Topologia da rede neural para a primeira estratégia de estacionamento paralelo.	55
6.7	Topologia da rede neural especialista para a segunda estratégia de estacionamento paralelo.	56
6.8	Manobras realizadas com o controlador III no simulador e analisadas visualmente: (a) $P = 830,00mm$ e $\Delta y = 43,00mm$; (b) $P = 908,00mm$ e $\Delta y = 65,00$.	61
6.9	Manobras realizadas com o controlador VII no simulador e analisadas visualmente: (a) $P = 830,00mm$ e $\Delta y = 43,00mm$; (b) $P908,00 = mm$ e $\Delta y = 65,00$.	61
6.10	Representação da área de estacionamento e da área posição final desejada do veículo dentro da área de estacionamento.	62

6.11	Exemplo da medida de similaridade: (a) mostra como o veículo ficou posicionado na região de estacionamento desejada; (b) imagem binária da área de estacionamento desejada; (c) posição obtida do veículo dentro da área desejada; (d) área final de similaridade deste exemplo com 81,4%.	63
A.1	Mapa global do projeto SENA	79
A.2	Mapa do problema de veículos semi-autônomos	80
A.3	Mapa do problema de veículos autônomos	81
A.4	Mapa dos desafios do projeto SENA	82

Lista de Tabelas

3.1	Descrições dos parâmetros da cinemática do carro.	18
3.2	Parâmetros do mini-veículo HELVIS utilizado na simulação.	19
3.3	Comparação das especificações do sensor SICK e Hokuyo URG-04LX (Lee e Ehsani, 2008).	22
6.1	Resultado das três melhores topologias candidatas para a primeira estratégia (sem ruídos no sensores e sem a presença de parede) usando o algoritmo de aprendizado <i>Resilient Propagation</i> e o algoritmo de aprendizado <i>Levenberg-Marquardt</i> para o controlador neural I.	56
6.2	Resultado das três melhores topologias candidatas para a primeira estratégia (sem ruídos no sensores e com a presença de parede) usando o algoritmo de aprendizado <i>Resilient Propagation</i> e o algoritmo de aprendizado <i>Levenberg-Marquardt</i> para o controlador neural II.	57
6.3	Resultado das três melhores topologias candidatas para a primeira estratégia (sensores com ruídos e sem a presença de parede) usando o algoritmo de aprendizado <i>Resilient Propagation</i> e o algoritmo de aprendizado <i>Levenberg-Marquardt</i> para o controlador neural III.	57
6.4	Resultado das três melhores topologias candidatas para a primeira estratégia (sensores com ruídos e com a presença de parede) usando o algoritmo de aprendizado <i>Resilient Propagation</i> e o algoritmo de aprendizado <i>Levenberg-Marquardt</i> para o controlador neural IV.	58
6.5	Resultado das três melhores topologias candidatas para cada rede da segunda estratégia, usando o algoritmo de aprendizado <i>Resilient Propagation</i> e o algoritmo de aprendizado <i>Levenberg-Marquardt</i> para o controlador neural V.	59
6.6	Resultado das três melhores topologias candidatas para cada rede da segunda estratégia usando o algoritmo de aprendizado <i>Resilient Propagation</i> e o algoritmo de aprendizado <i>Levenberg-Marquardt</i> para o controlador neural VI.	59
6.7	Resultado das três melhores topologias candidatas para cada rede da segunda estratégia usando o algoritmo de aprendizado <i>Resilient Propagation</i> e o algoritmo de aprendizado <i>Levenberg-Marquardt</i> para o controlador neural VII.	60
6.8	Resultado das três melhores topologias candidatas para cada rede da segunda estratégia usando o algoritmo de aprendizado <i>Resilient Propagation</i> e o algoritmo de aprendizado <i>Levenberg-Marquardt</i> para o controlador neural VIII.	61

C.1	Resultados do Treinamento e validação das topologias candidatas para o primeiro sistema neural (dados sem ruídos e sem parede), usando o algoritmo <i>Resilient Propagation</i>	85
C.2	Resultados do Treinamento e validação das topologias candidatas para o primeiro sistema neural (dados sem ruídos e sem parede), usando o algoritmo <i>Levenberg-Marquardt</i>	86
C.3	Resultados do Treinamento e validação das topologias candidatas para o segundo sistema neural (dados sem ruídos e com parede), usando o algoritmo <i>Resilient Propagation</i>	86
C.4	Resultados do Treinamento e validação das topologias candidatas para o segundo sistema neural (dados sem ruídos e com parede), usando o algoritmo <i>Levenberg-Marquardt</i>	87
C.5	Resultados do Treinamento e validação das topologias candidatas para o terceiro sistema neural (dados com ruídos e sem parede), usando o algoritmo <i>Resilient Propagation</i>	87
C.6	Resultados do Treinamento e validação das topologias candidatas para o terceiro sistema neural (dados com ruídos e sem parede), usando o algoritmo <i>Levenberg-Marquardt</i>	88
C.7	Resultados do Treinamento e validação das topologias candidatas para o quarto sistema neural (dados com ruídos e com parede), usando o algoritmo <i>Resilient Propagation</i>	88
C.8	Resultados do Treinamento e validação das topologias candidatas para o quarto sistema neural (dados com ruídos e com parede), usando o algoritmo <i>Levenberg-Marquardt</i>	89
C.9	Resultados do Treinamento e validação das topologias especialistas candidatas (12 entradas e uma saída com esterçamento do veículo) para o quinto sistema neural (dados sem ruídos e sem parede), usando o algoritmo <i>Resilient Propagation</i>	89
C.10	Resultados do Treinamento e validação das topologias especialistas candidatas (12 entradas e uma saída com esterçamento do veículo) para o quinto sistema neural (dados sem ruídos e sem parede), usando o algoritmo <i>Levenberg-Marquardt</i>	90
C.11	Resultados do Treinamento e validação das topologias especialistas candidatas (12 entradas e uma saída com a velocidade do veículo) para o quinto sistema neural (dados sem ruídos e sem parede), usando o algoritmo <i>Resilient Propagation</i>	90
C.12	Resultados do Treinamento e validação das topologias especialistas candidatas (12 entradas e uma saída com a velocidade do veículo) para o quinto sistema neural (dados sem ruídos e sem parede), usando o algoritmo <i>Levenberg-Marquardt</i>	91
C.13	Resultados do Treinamento e validação das topologias especialistas candidatas (12 entradas e três saídas com os próximos estados da manobra) para o quinto sistema neural (dados sem ruídos e sem parede), usando o algoritmo <i>Resilient Propagation</i>	91
C.14	Resultados do Treinamento e validação das topologias especialistas candidatas (12 entradas e três saídas com os próximos estados da manobra) para o quinto sistema neural (dados sem ruídos e sem parede), usando o algoritmo <i>Levenberg-Marquardt</i>	92

C.15	Resultados do Treinamento e validação das topologias especialistas candidatas (12 entradas e uma saída com esterçamento do veículo) para o quinto sistema neural (dados sem ruídos e com parede), usando o algoritmo <i>Resilient Propagation</i>	92
C.16	Resultados do Treinamento e validação das topologias especialistas candidatas (12 entradas e uma saída com esterçamento do veículo) para o quinto sistema neural (dados sem ruídos e com parede), usando o algoritmo <i>Levenberg-Marquardt</i>	93
C.17	Resultados do Treinamento e validação das topologias especialistas candidatas (12 entradas e uma saída com a velocidade do veículo) para o quinto sistema neural (dados sem ruídos e com parede), usando o algoritmo <i>Resilient Propagation</i>	93
C.18	Resultados do Treinamento e validação das topologias especialistas candidatas (12 entradas e uma saída com a velocidade do veículo) para o quinto sistema neural (dados sem ruídos e com parede), usando o algoritmo <i>Levenberg-Marquardt</i>	94
C.19	Resultados do Treinamento e validação das topologias especialistas candidatas (12 entradas e três saídas com os próximos estados da manobra) para o quinto sistema neural (dados sem ruídos e com parede), usando o algoritmo <i>Resilient Propagation</i>	94
C.20	Resultados do Treinamento e validação das topologias especialistas candidatas (12 entradas e três saídas com os próximos estados da manobra) para o quinto sistema neural (dados sem ruídos e com parede), usando o algoritmo <i>Levenberg-Marquardt</i>	95
C.21	Resultado do treinamento e validação das topologias especialistas candidatas (12 entradas e uma saída com o esterçamento do veículo) para o sétimo sistema neural (dados com ruídos e sem parede), usando o algoritmo <i>Resilient Propagation</i>	95
C.22	Resultado do treinamento e validação das topologias especialistas candidatas (12 entradas e uma saída com o esterçamento do veículo) para o sétimo sistema neural (dados com ruídos e sem parede), usando o algoritmo <i>Levenberg-Marquardt</i>	96
C.23	Resultado do treinamento e validação das topologias especialistas candidatas (12 entradas e uma saída com a velocidade do veículo) para o sétimo sistema neural (dados com ruídos e sem parede), usando o algoritmo <i>Resilient Propagation</i>	96
C.24	Resultado do treinamento e validação das topologias especialistas candidatas (12 entradas e uma saída com a velocidade do veículo) para o sétimo sistema neural (dados com ruídos e sem parede), usando o algoritmo <i>Levenberg-Marquardt</i>	97
C.25	Resultado do treinamento e validação das topologias especialistas candidatas (12 entradas e 4 saídas com o próximo estado da manobra) para o sétimo sistema neural (dados com ruídos e sem parede), usando o algoritmo <i>Resilient Propagation</i>	97
C.26	Resultado do treinamento e validação das topologias especialistas candidatas (12 entradas e 4 saídas com o próximo estado da manobra) para o sétimo sistema neural (dados com ruídos e sem parede), usando o algoritmo <i>Levenberg-Marquardt</i>	98

C.27 Resultados do Treinamento e validação das topologias especialistas candidatas (12 entradas e uma saída com esterçamento do veículo) para o quinto sistema neural (dados com ruídos e com parede), usando o algoritmo <i>Resilient Propagation</i>	98
C.28 Resultados do Treinamento e validação das topologias especialistas candidatas (12 entradas e uma saída com esterçamento do veículo) para o quinto sistema neural (dados com ruídos e com parede), usando o algoritmo <i>Levenberg-Marquardt</i>	99
C.29 Resultados do Treinamento e validação das topologias especialistas candidatas (12 entradas e uma saída com a velocidade do veículo) para o quinto sistema neural (dados com ruídos e com parede), usando o algoritmo <i>Resilient Propagation</i>	99
C.30 Resultados do Treinamento e validação das topologias especialistas candidatas (12 entradas e uma saída com a velocidade do veículo) para o quinto sistema neural (dados com ruídos e com parede), usando o algoritmo <i>Levenberg-Marquardt</i>	100
C.31 Resultados do Treinamento e validação das topologias especialistas candidatas (12 entradas e três saídas com os próximos estados da manobra) para o quinto sistema neural (dados com ruídos e com parede), usando o algoritmo <i>Resilient Propagation</i>	100
C.32 Resultados do Treinamento e validação das topologias especialistas candidatas (12 entradas e três saídas com os próximos estados da manobra) para o quinto sistema neural (dados com ruídos e com parede), usando o algoritmo <i>Levenberg-Marquardt</i>	101

Lista de Abreviaturas e Siglas

2D	Bidimensional
3D	Tridimensional
AM	Aprendizado de Máquina (<i>Machine Learning - ML</i>)
ABS	<i>Anti-lock Braking System</i>
AF	Autômato Finito
AG	Algoritmo Genético
API	<i>Application Programming Interface</i>
CCD	<i>Charge-Coupled Device</i>
CLMR	<i>Car-Like Mobile Robot</i>
DARPA	Agência de Pesquisa de Projetos Avançados de Defesa (<i>Defense Advanced Research Projects Agency</i>)
DLL	<i>Dynamic Load Library</i>
EESC	Escola de Engenharia de São Carlos
ELROB	<i>The European robot Trial</i>
GPS	<i>Global Positioning System</i>
HELVIS	<i>Hybrid Electric Vehicle In Low Scale</i>
IA	Inteligencia Artificial (<i>AI - Artificial Intelligence</i>)
IDE	Ambiente de Desenvolvimento Integrado (<i>Integrated Development Environment</i>)
IMU	<i>Inertial Measurement Unit</i>
IPAS	<i>Intelligent Parking Assist System</i>
IRVW	<i>Integrated Research Volkswagen</i>
LabRoM	Laboratório de Robótica Móvel (EESC/USP)
LADAR	<i>Laser Detection and Ranging</i>
LIDAR	<i>Light Detection and Ranging</i>
LM	<i>Levenberg-Marquardt</i>
LSP	<i>Light Strip Projection</i>
MAE	Erro Absoluto Médio (<i>Mean Absolute Error</i>)
MAPE	<i>Mean Absolute Percentage Error</i>
MEMS	<i>Microelectromechanical Systems</i>
MFC	<i>Microsoft Foundation Classes</i>

MLP	Perceptron Multi-Camadas (<i>Multi Layer Perceptron</i>)
MSE	Erro Quadrático Médio (<i>Mean Squared Error</i>)
PAS	<i>Parking Assistant System</i>
PSD	<i>Position Sensing Detector</i>
RBF	Rede Neural de Base Radial (<i>Radial Basis Function</i>)
RNA	Rede Neural Artificial (<i>ANN - Artificial Neural Network</i>)
RMSE	Raiz do Erro Quadrático Médio (<i>Root Mean Square Error</i>)
RPROP	<i>Resilient Backpropagation</i>
SENA	Sistema Embarcado de Navegação Autônoma
SEVA	Simulador de Estacionamento de Veículos Autônomos
SimRob	Simulador de Robôs Móveis
UML	<i>Unified Modeling Language</i>
USP	Universidade de São Paulo

Lista de Símbolos

a	Distância entre rodas	mm
b	Distância entre o eixo traseiro e a traseira do carro	mm
d	Distância entre o veículo e uma possível calçada	mm
l	Distância entre eixos	mm
p	Tamanho da vaga	mm
s	Distância de segurança	mm
$\dot{y}$	Velocidade linear do veículo no eixo Y	
$\dot{x}$	Velocidade linear do veículo no eixo X	
C_1	Matriz com as condições de contorno impostas pela hipótese simplificadora 2 (Rodas sem deslizamento)	
D_{IF}	Distância euclidiana entre o ponto I e F	mm
F	Ponto final da curva em S para realizar a manobra de estacionamento	
I	Ponto inicial da curva em S para realizar a manobra de estacionamento	
ICR	Centro instantâneo de rotação do veículo	
J_1	Matriz com as condições de contorno impostas pela hipótese simplificadora 1 (Rodas sem escorregamento)	
J_2	Matriz diagonal $N \times N$ com os raios das rodas do veículo	
L	Comprimento do carro	mm
M	Ponto de virada do veículo	
O_F	Centro da circunferência que passa pelo ponto F e M	
O_I	Centro da circunferência que passa pelo ponto I e M	
P	Tamanho da vaga de estacionamento	mm
R	Raio descrito pela roda do carro	mm
R_F	Raio da circunferência que passa por F e M	mm
R_I	Raio da circunferência que passa por I e M	mm
R_{min}	Raio mínimo que pode ser descrito pela roda do carro	mm
$SF1$	Feixe 1 do sensor na frente do veículo	mm
$SF2$	Feixe 2 do sensor na frente do veículo	mm
$SF3$	Feixe 3 do sensor na frente do veículo	mm
$SR1$	Feixe 1 do sensor de trás do veículo	mm

$SR2$	Feixe 2 do sensor de trás do veículo	mm
$SR3$	Feixe 3 do sensor de trás do veículo	mm
V	Velocidade longitudinal do carro	m/s
W	Largura do carro	mm
Y	Referência inercial em X do veículo	mm
X	Referência inercial em Y do veículo	mm
α_F	Ângulo entre o ponto F e o ponto M	rad
α_I	Ângulo entre o ponto I e o ponto M	rad
β	ângulo entre o ponto I e F	rad
θ	Ângulo de esterçamento do carro	rad
θ_l	Ângulo de esterçamento da roda esquerda	rad
θ_r	Ângulo de esterçamento da roda direita	rad
ϕ	Orientação do carro	rad
$\dot{\epsilon}_I$	Vetor de velocidades $[\dot{x} \ \dot{y} \ \dot{\theta}]^T$	
$\dot{\varphi}$	Velocidade angular da roda	
$\dot{\phi}$	Velocidade angular veículo	
Δt	Intervalo de tempo	
Δy	Distância entre a traseira do veículo e o veículo estacionado	mm
Δx	Distância entre a lateral do veículo e o veículo estacionado	mm

Sumário

Resumo	xi
Abstract	xiii
Publicações	xv
Lista de Figuras	xix
Lista de Tabelas	xxiv
Lista de Abreviaturas e Siglas	xxvi
Lista de Símbolos	xxviii
Sumário	xxxi
1 Introdução	1
1.1 Motivação	3
1.2 Objetivos	4
1.3 Estrutura da Dissertação	5
2 Estado da Arte	7
2.1 O Problema do Estacionamento Paralelo	7
2.2 Sistemas Automotivos para Estacionamento	9
2.3 Trabalhos Acadêmicos	11
2.4 Considerações Finais	13
3 Modelagem e Simulação	15
3.1 Modelos	15
3.1.1 Modelo do Ambiente	15
3.1.2 Modelo do Veículo	16
3.1.3 Sensores	19
3.1.3.1 <i>Encoders</i>	20
3.1.3.2 Sensor Laser	21
3.1.3.3 Sensor Inercial	22
3.2 Simulação	23

3.2.1	Simuladores de Robôs Móveis	24
3.2.2	Simulador Desenvolvido	24
3.2.2.1	Implementação do Simulador	25
3.2.2.2	Interface do Simulador	26
3.3	Considerações Finais	28
4	Aprendizado Supervisionado e Redes Neurais	29
4.1	Redes Neurais Artificiais - RNAs	30
4.1.1	Arquiteturas de RNAs	32
4.1.1.1	Redes <i>feedforward</i> de Camada Simples	33
4.1.1.2	Redes <i>feedforward</i> de Camadas Múltiplas	33
4.1.1.3	Redes Recorrentes	34
4.1.1.4	Redes Reticuladas	34
4.2	Aspectos Topológicos da RNA	34
4.2.1	Validação Cruzada	35
4.2.2	<i>Overfitting</i> e <i>Underfitting</i>	36
4.2.3	Parada Antecipada	36
4.3	Algoritmo de Aprendizado de RNAs	37
4.3.1	<i>Resilient Backpropagation</i>	38
4.3.2	<i>Levenberg-Marquardt</i>	38
4.4	Considerações Finais	39
5	Abordagem do Estacionamento Paralelo	41
5.1	Detecção do Espaço	41
5.2	Posicionando o Veículo	42
5.3	Trajetória de Referência	43
5.4	Realizando a Manobra	46
5.5	Considerações Finais	48
6	Sistema Neural Desenvolvido	49
6.1	O Controlador Neural	49
6.1.1	Geração da Base de Exemplos	50
6.1.1.1	Controlador Baseado em Regras - Autômato Finito	52
6.1.2	Pré-processamento dos dados	53
6.1.3	Definição das Topologias Candidatas	54
6.2	Resultados de Aprendizado dos Controladores	55
6.2.1	Controlador Neural I	56
6.2.2	Controlador Neural II	57
6.2.3	Controlador Neural III	57
6.2.4	Controlador Neural IV	58
6.2.5	Controlador Neural V	58
6.2.6	Controlador Neural VI	58
6.2.7	Controlador Neural VII	59
6.2.8	Controlador Neural VIII	60
6.3	Resultados Simulados e Discussão	60
6.4	Considerações Finais	64
7	Conclusões e Perspectivas Futuras	65
7.1	Trabalhos Futuros	66

Referências Bibliográficas	77
A Mapa conceitual do projeto SENA	79
B Pseudo-Algoritmo do Autômato Finito	83
C Resultados das Topologias das Redes Neurais	85

Introdução

Desde o início da década passada é comum encontrar artigos e reportagens que abordam o uso da robótica (Siciliano e Khatib, 2008) em locais que há poucos anos eram somente sonhados pelos pesquisadores e amantes da ficção. Isto pode ser observado nas diferentes pesquisas que são desenvolvidas para aplicações militares e de exploração aérea e espacial (Chu et al., 2005), serviços domésticos (Sahin e Guvenc, 2007; Husqvarna, 2011; iRobot, 2011), educação e entretenimento (Sony, 2011; Honda, 2011), na área de saúde (Krebs et al., 2008; Rossi e Rosati, 2007; Andrade et al., 2011) e no setor automobilístico (Thrun et al., 2006; Hernandez et al., 2010). Alguns exemplos de robôs podem ser vistos da Figura 1.1(a) à Figura 1.1(f).

A robótica móvel (Dudek e Jenkin, 2000; Siegwart et al., 2011) é uma das áreas da robótica que tem se desenvolvido gradativamente há muitos anos. Seu principal objetivo é desenvolver dispositivos (robôs) com a capacidade de atuar autonomamente e interagir com os seres humanos e seu ambiente. Os ambientes em que esses robôs geralmente operam são complexos e se modificam dinamicamente, sendo compostos tanto de objetos estáticos como de objetos móveis. Segundo Siegwart et al. (2011), para que esses robôs possam operar neste tipo ambiente, eles devem resolver os problemas fundamentais da robótica móvel que são: perceber o ambiente, localizar-se no ambiente e mover-se pelo ambiente.

Graças aos avanços tecnológicos das últimas décadas em áreas como a computação, eletrônica embarcada e a mecatrônica, a robótica está cada vez mais presente no cotidiano das pessoas. Um exemplo disso é o emprego de sistemas inteligentes embarcados em veículos. Segundo Vlacic et al. (2001) esse tipo de tecnologia tem sido desenvolvido sobre duas abordagens distintas, como os sistemas assistivos, que possibilitam ao motorista recursos de auxílio na condução do veículo, e os veículos autônomos inteligentes, que devem tomar decisões sem

a intervenção humana e determinar mudanças de comportamento para realizarem uma função. Ambas abordagens devem ser capazes de receber estímulos do ambiente através de sensores (infravermelho, sonar, lasers, câmeras de vídeo, etc.) e planejar assim suas ações conforme um objetivo proposto. Porém, existe um grande desafio nesta área que é dotar esses sistemas com capacidade de aprenderem e de se adaptarem a novas situações para interagir com o meio em que estão inseridos (Medeiros, 1998).

Figura 1.1: Exemplos de robôs reais: (a) Asimo (Honda, 2011); (b) Robomower (Sahin e Guvenc, 2007); (c) Aibo (Sony, 2011); (d) iRobot Scooba (iRobot, 2011); (e) MIT-Manus (Krebs et al., 2008); (f) Robô NAO (NAO, 2011)

Iniciativas civis e militares têm tido papel fundamental para incentivar o desenvolvimento de veículos autônomos. Pode-se citar, como exemplo, o *Darpa Grand Challenge* (Thrun et al., 2006), competição organizada pela agência de defesa norte-americana (DARPA¹) que em 2004 ofereceu um prêmio de um milhão de dólares para o primeiro colocado que conseguisse atravessar um trecho de 240 km de extensão do deserto de Mojave (EUA) utilizando um carro autônomo não tripulado. Mesmo com várias equipes inscritas, somente no segundo ano da competição, em 2005, os robôs foram capazes de cumprir as tarefas propostas, o que demonstra o grande desafio existente na construção de veículos autônomos.

Como resultado, após o 1nd *Darpa Grand Challenge* um grande interesse foi despertado na comunidade científica, o que incentivou o surgimento de muitas publicações sobre o assunto (Bajracharya et al., 2008) e com o passar dos anos diversas outras competições foram criadas nos Estados Unidos (2nd *Grand Challenge* e *Urban Challenge* respectivamente em 2005 e 2007,

¹The Defence Advanced Research Projects Agency - <http://www.darpa.mil/>

ambas realizadas pelo DARPA) e o ELROB² na Europa (C-ELROB que acontece em anos ímpares a partir de 2007, M-ELROB em anos pares a partir de 2006). Com o propósito maior que uma simples competição, elas foram concebidas para avaliar e desenvolver novas tecnologias, para tentar resolver os problemas da robótica móvel, criando e aperfeiçoando sistemas robustos que poderão ser embarcados nas futuras gerações dos veículos de passeio e militares. Os veículos campeões do DARPA 2005 e 2007 podem ser vistos respectivamente na Figura 1.2(a) e na Figura 1.2(b).

(a)

(b)

Figura 1.2: Competição do DARPA: (a) vencedor de 2005 (Stanley - Volkswagen Tuareg) da Universidade de Stanford (Thrun et al., 2006); (b) vencedor de 2007 (Tartan - Chevrolet) da Universidade de Changie Mellon (Baker e Dolan, 2009)

1.1 Motivação

A indústria automobilística tem apostado muito nas novas tecnologias, projetando e instalando componentes eletrônicos nos veículos para tentar promover um maior conforto e segurança para os motoristas. Porém, mesmo com tantas tecnologias existentes embarcadas hoje em dia, elas não são suficientes para reduzir os número de acidentes fatais nas estradas. É nesse contexto que o desenvolvimento de carros autônomos entra, visando a diminuição do número de acidentes e uma consequente diminuição nos gastos a eles relacionados, melhorando também a segurança e conforto dos motoristas.

Com o intuito de aprimorar as pesquisas nesta área, foi criado pelo grupo de Mecatrônica da Escola de Engenharia de São Carlos (EESC/USP), no Laboratório de Robótica Móvel (LabRoM), o projeto do carro do futuro, chamado SENA³ (Fig. 1.3). Este projeto tem por finalidade desenvolver tecnologias assistivas a serem embarcadas e testadas em um veículo de passeio que sejam capazes de evitar acidentes, provendo assistência ao motorista em situações

²The European Robot Trial - <http://www.elrob.org/>

³Sistema Embarcado de Navegação Autônoma - <http://www.eesc.usp.br/sena>

de risco iminente, melhorando a dirigibilidade do motorista através de assistência cooperativa e, em casos extremos, atuando autonomamente em ambientes urbanos (Apêndice A).

Figura 1.3: Protótipos do projeto SENA: (a) Navalha – quadriciclo elétrico infantil; (b) Gisa – Fiat Stilo 1.8 *Dualogic*

Uma das áreas de estudo do projeto SENA é o desenvolvimento de um sistema capaz de estacionar o veículo em vagas paralelas de forma autônoma, funcionalidade esta já encontrada em veículos no mercado consumidor, porém de forma semi-autônoma como exemplo o sistema *Park4U* da Valeo⁴ (Valeo, 2010). Esta funcionalidade agregada ao projeto SENA pode ajudar os jovens condutores e até mesmo pessoas idosas que têm dificuldades em realizar esta manobra, seja por inexperiência, limitações visuais e motoras ou até mesmo nervosismo. Além disso, todos os países tiveram sua frota de veículos duplicada no período de uma década (IBGE, 2011), exigindo que as pessoas, principalmente nas grandes cidades, realizem a baliza o mais rápido possível, de modo a se desobstruir a via ocupada para que não haja congestionamentos ou até mesmo acidentes.

1.2 Objetivos

Este trabalho tem como objetivo o estudo e desenvolvimento de um sistema neural que seja capaz de fazer com que um veículo, em um ambiente simulado bidimensional, realize a manobra de estacionamento paralelo de forma autônoma entrando na vaga com uma única manobra. Estacionar o veículo com uma única manobra significa entrar realizar somente as seis etapas que serão mencionadas no início do Capítulo 2.

Para viabilizar o desenvolvimento do trabalho proposto o objetivo geral pode ser subdividido em objetivos específicos:

⁴Valeo Sistemas Automotivos - <http://www.valeo.com>

1. Estudar o estado da arte do problema de estacionamento para veículos do tipo carro de passeio;
2. Estudar e analisar a trajetória do veículo ao estacionar com uma única manobra;
3. Estudar técnicas de Aprendizado Supervisionado com Redes Neurais para criar um sistema autônomo e adaptável;
4. Simular diversos estacionamentos para validar o sistema proposto;

Ressalta-se que este trabalho realizou uma modelagem parametrizada podendo aplicar os resultados no veículo do projeto SENA e em qualquer outro veículo. Por isso, utilizou-se os parâmetros de um mini-veículo (Kyosho DRT) para tentar realizar os experimentos há tempo, porém o mesmo não ficou pronto até o término deste trabalho. Então, no final somente foi realizado testes no ambiente simulado desenvolvido.

1.3 Estrutura da Dissertação

O restante deste trabalho está disposto em seis capítulos organizados da seguinte forma:

Capítulo 2 - Estado da Arte: descreve o problema do estacionamento paralelo, principalmente para os motoristas recém habilitados. Além disso são apresentados os principais sistemas de estacionamento assistivos existentes no mercado e, logo na sequência, destacados alguns trabalhos acadêmicos relacionados a esta pesquisa.

Capítulo 3 - Modelagem e Simulação: este capítulo apresenta sucintamente os modelos do ambiente do veículo, modelo dos sensores para reconhecer o ambiente e o modelo cinemático do veículo. Por fim é apresentado também o simulador bidimensional desenvolvido para que seja possível realizar testes e validar o controle neural.

Capítulo 4 - Aprendizado Supervisionado e Redes Neurais: destaca-se neste capítulo os tipos de aprendizagem existentes na literatura e faz-se uso do aprendizado supervisionado usando redes neurais. Para finalizar é exibida uma breve revisão das características principais de funcionamento das redes neurais, assim como suas principais arquiteturas, métodos de avaliação e algoritmos de aprendizado supervisionado.

Capítulo 5 - Abordagem do Estacionamento Paralelo: este capítulo aborda como será realizado o estacionamento paralelo do veículo neste trabalho, que é dividido em três etapas. Além disso, na etapa de manobra do veículo é utilizada a curva em S, que se baseia em duas circunferências.

Capítulo 6 - Sistema Neural Desenvolvido: neste capítulo é abordado o funcionamento do sistema, a coleta de dados e as estratégias adotadas para escolha da melhor topologia de rede neural. Logo na sequência são apresentados os melhores resultados de topologias para oito casos de estudos, e algumas simulações são realizadas e discutidas.

Capítulo 7 - Conclusão e Trabalhos Futuros: é discutida a proposta e apontadas perspectivas de desenvolvimento.

Estado da Arte

O problema de estacionamento pode ser classificado em três categorias: estacionamento do tipo garagem, estacionamento diagonal e estacionamento paralelo. Este projeto em particular somente estuda o problema do estacionamento paralelo (também conhecida como baliza), por se tratar da manobra mais difícil entre as três mencionadas para os motoristas com pouca experiência. Este capítulo tem como objetivo apresentar a baliza, assim como fazer um levantamento dos sistemas existentes no mercado que auxiliam a realização da manobra, como também das pesquisas acadêmicas realizadas nas duas últimas décadas.

2.1 O Problema do Estacionamento Paralelo

Estacionar o carro não é uma tarefa fácil, até mesmo para a maioria das pessoas que a realizam diariamente e, por vezes, acabam se frustrando ao não conseguir realizá-la. A baliza consiste em colocar o veículo em linha entre outros dois veículos, formando uma linha paralela ao meio-fio. Apesar da grande dificuldade encontrada, principalmente pelos jovens condutores, a baliza pode ser realizada em passos muito bem definidos. Tais passos, que a partir de agora nomear-se-ão de etapas (Figura 2.1), seguidos de forma sequencial sem nenhuma alteração, faz com que o veículo entre com uma única manobra na vaga (objetivo deste trabalho). Esses passos são descritos a seguir:

1. Procurar por um espaço para estacionar que seja no mínimo $\frac{1}{4}$ maior do que o comprimento do carro. Este valor do tamanho da vaga é questionável, pois depende de alguns fatores que serão apresentados na Equação 5.1 do Capítulo 6;

2. Avançar paralelamente ao veículo em frente à vaga localizada, na qual será realizada a manobra. Usar como pontos de referência os para-choques traseiros dos dois carros, que devem estar emparelhados;
3. Engatar a marcha a ré e, assim que o carro começar a se mover, girar o volante para o lado do meio-fio. Entrar devagar com o carro no espaço encontrado;
4. Quando o para-choque traseiro do veículo estacionado adiante se encontrar na linha da metade da porta dianteira do carro, parar e virar todo o volante para o lado contrário ao meio-fio. Com a manobra anterior, o carro deve ficar aproximadamente em um ângulo de 45° em relação ao meio-fio. Continuar em marcha a ré, devagar, até o carro ficar paralelo ao meio-fio. Quando o para-choque traseiro do carro se aproximar do veículo estacionado atrás, frear para não bater e girar o volante até as rodas ficarem alinhadas;
5. Desloque o carro entre os dois estacionados até deixá-lo no centro da vaga para que, ao sair dela, possa manobrar mais facilmente;
6. Quando o carro estiver no centro da vaga, o motorista deve parar e desligar.

Figura 2.1: Etapas do estacionamento paralelo

2.2 Sistemas Automotivos para Estacionamento

A indústria automobilística e a comunidade acadêmica nestas últimas duas décadas, tem apostado no *Parking Assistant System* (PAS), sistema que auxilia o estacionamento (Lo et al., 2003; Huang e Lin, 2010). Em geral, o PAS pode fornecer informações ao motorista, como: distância até o carro da frente ou de trás, tamanho da vaga, quanto do volante deve ser girado e para qual lado, etc. Essas informações do ambiente externo (área ao redor do veículo) podem ser percebidas por diversos tipos de sensores, como por exemplo, sensores ultra-sônicos, câmeras do tipo CCD (do inglês, *Charge-Coupled Device*), sensores de infra-vermelho, sensores laser, ou até mesmo um sistema de radar.

A ideia do PAS foi proposta inicialmente pela Volkswagen em seu carro conceito IRVW (*Integrated Research Volkswagen*), em 1992. O IRVW tinha embarcado um microcomputador (PC) do tamanho do porta malas para controlar o sistema que estacionou o carro perfeitamente, porém, esta tecnologia nunca foi oferecida em modelos de produção. A Toyota, em 2003, implementou a tecnologia IPAS (*Intelligent Parking Assist System*) lançando no mercado consumidor o que até o momento só existia em carros conceitos. O IPAS tem um conjunto de sonares e uma câmera, interligados a um processador central. O processador calcula o ângulo de direção com base nos sensores e exibe uma mapa de navegação em uma tela *touchscreen* instalado no painel do veículo (Grabianowski, 2007). O *display* (Figura 2.2) permite que o condutor faça alguns ajustes finos de direção da vaga e depois aperte um botão (ok) para ativar o sistema. Após apertar o botão, o sistema elétrico de estacionamento guia o motorista até o local escolhido, deixando para o condutor somente a função de aceleração e frenagem do automóvel. O IPAS foi implementado primeiro no modelo Prius e, mais tarde, no modelo Lexus LS.

Figura 2.2: A tela do painel do Toyota Britânico com o *Intelligent Parking Assist System* (Retirado de

http://wapedia.mobi/en/Advanced_Parking_Guidance_System).

O Citroën C4 Picasso se tornou em 2006 o primeiro carro a apresentar um sistema integrado que auxilia o condutor a medir o tamanho da vaga e informa se o espaço é suficiente, apertado, ou pequeno demais para realizar a manobra. Este sistema foi desenvolvido pela empresa alemã Bosch⁵ e é conhecido como *Parking Aid*. Ele é acionado pelo motorista através de um botão no volante e utiliza um sensor do tipo sonar na lateral do veículo para conseguir calcular o tamanho da vaga numa velocidade até 20km/h (Figura 2.3). Ao manobrar o veículo (o volante não gira sozinho) o *Parking Aid* continua dando suporte com os sensores emitindo sinais de medição ao redor do veículo, para que o mesmo não sofra colisão. Embora este sistema não estacione o carro em si, como o Lexus LS 460 ou o Toyota Prius, a Bosch lançou em 2007 um kit chamado *ParkPilot URF6* que pode ser instalado em diversos veículos para completar o sistema e, em 2010, lançou uma atualização, o *ParkPilot URF7* (Bosch, 2011). O *ParkPilot* é um conjunto de sensores tipo ultra-som instalado na parte frontal e traseira do veículo para indicar se o carro está perto de um obstáculo, através de avisos sonoros.

Figura 2.3: Exemplo de funcionamento do sistema da Bosch para medir o tamanho do espaço de estacionamento (Bosch, 2011).

Em 2009 a empresa Valeo cria o Park4U (Estaciona Para Você), que utiliza sonares ao redor do veículo e uma câmera, sendo muito parecido com o sistema da Toyota. Por intermédio dos sensores laterais, ele identifica o espaço (Figura 2.4(a) e Figura 2.4(b)) e verifica se é suficiente para realizar a manobra. Logo em seguida, informa o motorista por sinal sonoro que ele vai começar a manobra. Rapidamente é calculada a trajetória desejada e o sistema esterça o volante para entrar na vaga do tipo garagem (Figura 2.4(c)) ou paralela (Figura 2.4(d)), mantendo uma velocidade de aproximadamente 7km/h. Ao motorista cabe somente a função de frear e acelerar,

⁵Bosch é uma empresa de inovação e tecnologia automotiva - <http://www.bosch.com.br>

para concluir o estacionamento. O Park4U foi inicialmente instalado no Ford Lincoln MKS e MKT e, em 2010, foi aplicado nos automóveis VW Touran, Tiguan e Passat. A Valeo, a fim de melhorar a confiabilidade de seu sistema, recentemente fez parceria com a empresa Ibeo⁶, que produz sensores laser automotivos, para que no futuro possa usufruir deste tipo de tecnologia (Valeo, 2010).

Figura 2.4: Sistema Park4U (Valeo, 2010) (a) e (b) procurando a vaga, em (c) entrando na vaga do tipo garagem e em (d) numa vaga paralela.

2.3 Trabalhos Acadêmicos

Os diversos trabalhos acadêmicos realizados nesta área costumam utilizar uma abordagem de planejamento de trajetória. O planejamento de trajetória consiste em gerar um caminho geometricamente viável planejado com antecedência (*off-line*), levando em consideração o modelo do ambiente, o modelo do veículo e suas restrições, permitindo ao sistema gerar controles para guiar o veículo no caminho definido. Ainda assim, nem todos trabalhos que serão apresentados a seguir em ordem cronológica, utilizam esta abordagem.

Gorinevsky et al. (1994, 1996) propuseram um controlador para um sistema autônomo de estacionamento em veículos não-holonômicos, baseado em uma rede neural de base radial (do inglês, *Radial Basis Function* - RBF) e usando um caminho do tipo senoidal (Murray e Sastry, 1993). O trabalho demonstra através de simulações numéricas que o controle funciona em di-

⁶Ibeo Automotive Systems GmbH - <http://www.ibeo-as.com/>

versos tipos de estacionamentos. Driss et al. (1994) apresentam um sistema capaz de detectar a vaga de estacionamento e manobrar o veículo utilizando informações de perfis 3D extraídos de uma sequência de imagens, treinando assim redes neurais em ambiente simulado. Paromtchik e Laugier (1996a,b); Laugier et al. (1998) equiparam um veículo Ligier elétrico com 14 sensores ultra-sônicos para realizar de forma autônoma o estacionamento paralelo e definiram três etapas para a manobra: a localização da vaga, o posicionamento do veículo e a manobra de estacionamento em si, que é realizada através de funções senoidais. Jiang e Seneviratne (1999) utilizam também sensores ultra-sônicos e as três etapas citadas anteriormente, porém o veículo é simulado e a trajetória seguida é composta por dois arcos de circunferências conhecido como curva em S.

Kondak e Hommel (2001) apresentaram um método numérico utilizando conceitos de campos potenciais (Hui, 2010) para desviar dos obstáculos. Porém, o algoritmo tem um tempo médio de 10 segundos de processamento e, dependendo da configuração inicial, não consegue convergir. Autômatos Finitos (AF) foram aplicados para representar o conhecimento humano ao tentar realizar a baliza em ambiente simulado usando seis sensores ultra-sônicos, bússola e odometria em Heinen et al. (2001). Kaempchen et al. (2002) utilizaram visão estéreo para reconhecimento de vagas de forma tridimensional. Wada et al. (2003) descreveram uma solução em *hardware* e *software* para um sistema de assistente de estacionamento para o veículo Toyota-jZS147 usando GPS, odometria e giroscópio.

Outro estudo usando dois arcos de círculos como caminho para estacionar é apresentado por Lo et al. (2003). Porém, este utiliza sensores infra-vermelhos para detectar a vaga e os obstáculos. Um outro sistema de visão utilizando câmera CCD (localizada em cima da vaga, ou seja, fora do veículo) e marcações no chão foi proposto por Li e Chang (2003); Li et al. (2003b,a). Lee et al. (2003, 2004) combinaram o método de planejamento de movimento com controle de trajetória tentando obter uma solução rápida para a manobra de estacionamento em ambiente simulado. Oentaryo e Pasquier (2004) desenvolveu um controlador neuro-fuzzy baseado na Rede Neural Difusa GenSoYager⁷ e integrou ao simulador *cardriving* para fins de treinamento e testes. No trabalho de Chao et al. (2005) foi desenvolvido um sistema baseado em visão omni-direcional e a trajetória foi gerada por dois arcos de círculos iguais. No trabalho de Zhao e Jr. (2005) sonares foram usados para identificar o espaço de estacionamento e os parâmetros do controlador *fuzzy* foram ajustados pela aplicação de um algoritmo genético (AG) (Linden, 2008).

Li et al. (2006) fizeram uma fusão sensorial entre quatro sonares e seis infravermelhos para detectar o espaço de estacionamento e entrar na vaga. Heinen et al. (2007) apresentaram uma Rede Neural Artificial (RNA) (Haykin, 2001) que aprendeu o comportamento humano através de uma base de exemplos gerada pelo AF de Heinen et al. (2001), conseguindo assim manobrar o veículo simulado. Ill et al. (2007) utilizaram um mini-veículo equipado com dois motores DC

⁷GenSoYager-FNN é uma rede neural difusa desenvolvida no Centro de Inteligência Computacional (C2I, <http://www.c2i.ntu.edu.sg>).

e oito sensores de distância do tipo PSD (*Position Sensing Detector*) para localizar e manobrar na vaga. Jung et al. (2007) propuseram um método de *Light Strip Projection* (LSP) para reconhecer vagas de estacionamento em diversas posições e em diversas condições de iluminação usando uma câmera e uma luz projetada no plano. Em Jung et al. (2008a) foram utilizados um sensor laser com uma câmera para detectar cantos e possivelmente a vaga de estacionamento, enquanto que em Jung et al. (2008b) uma câmera foi empregada para encontrar marcações de estacionamento no chão. Park et al. (2008) criaram um método de detectar espaços de estacionamento usando sensor ultra-sônico do tipo Polaroid 600 e realizaram testes com um robô móvel PIONNER 2-AT2.

Hsu et al. (2008) implementaram um planejador de trajetória de menor caminho baseado em dois arcos de círculos, utilizando sensores ultra-sônicos, um RTK-GPS e uma câmera no veículo Mitsubishi Savrin para realizar baliza ou garagem. Cabrera-Cosetl et al. (2009) equiparam um robô móvel do tipo carro (do inglês, *Car Like Mobile Robot* - CLMR) com sensores de ultra-som e bússola para localizar a vaga de estacionamento e manobrar o veículo utilizando um controlador *fuzzy* em ambiente simulado (Matlab/Simulink) e com o CLMR em cima de uma bancada de teste. Khoukhi e Demirli (2009); Demirli e Khoshnejad (2009) implementaram um controlador neuro-*fuzzy* somente para realizar a manobra do veículo, não se preocupando em identificar a vaga. Ele utiliza como entrada parâmetros de três sensores ultra-som localizados na frente do veículo (entrada frontal na vaga). Deve-se ressaltar aqui que os dados foram gerados somente em ambiente simulado, usando um polinômio de quinta ordem como caminho de referência. Lee et al. (2009) utilizaram redes Petri para substituir os algoritmos tradicionais e algoritmos genéticos para encontrar a melhor trajetória. Em seguida o veículo simulado segue a trajetória utilizando lógica *fuzzy*.

Oetiker et al. (2009) apresentaram um sistema de campos numéricos em malha fechada aplicado ao veículo real, o qual é equipado com sonares e consegue se adaptar a mudanças no ambiente e evitar colisões. O trabalho apresentado por Huang e Lin (2010) usou um controlador de auto-organização *fuzzy*, dados de sonar como entrada e uma função sinusoidal como um caminho de referência para a manobra. Li et al. (2010) utilizaram vários sensores ultra-sônicos em um mini-veículo com regras *fuzzy* para realizar o estacionamento, enquanto Gupta et al. (2010) fizeram um estudo da manobra de estacionamento paralelo, criando um AF para estacionar o veículo simulado com quatro sensores ultra-sônicos: dois na lateral do veículo, um na frente e outro atrás. Usando uma câmera e lógica *fuzzy* Shaohua e Chao (2010) criaram um sistema de auxílio ao estacionamento.

2.4 Considerações Finais

Este capítulo abordou o problema do estacionamento paralelo e mostrou os principais sistemas de estacionamento assistivos existentes no mercado. Logo na sequência, foram apresen-

tados diversos trabalhos acadêmicos que realizam a manobra de diversas formas, com diversos sensores. Uma boa parte desses trabalhos utiliza lógica *fuzzy* e sensores do tipo ultra-som, além de ambientes simulados. Vale ressaltar que na maioria desses trabalhos, para identificar o espaço de estacionamento, é preciso detectar uma parede ou o meio-fio. Porém é apontado por Demirli e Khoshnejad (2009) que a dependência na detecção do meio-fio tem uma desvantagem significativa para conduzir o veículo na baliza, pois nem sempre o meio-fio se encontra na mesma altura, ou tem uma altura considerável para detecção ou até mesmo pode estar quebrado.

Modelagem e Simulação

Este capítulo apresenta os princípios para a implementação de um simulador e uma breve descrição dos modelos utilizados neste trabalho. Logo em seguida é descrita a implementação do simulador e as suas capacidades e restrições.

3.1 Modelos

Com base nos estudos realizados sobre os robôs móveis autônomos, os sub-tópicos a seguir descrevem os diversos modelos (ambiente, cinemático e sensorial) que serão utilizados tanto no simulador quanto no sistema desenvolvido.

3.1.1 Modelo do Ambiente

Segundo Thrun (2003), os mapas que representam um ambiente onde um robô pode executar suas tarefas podem ser classificados em dois grandes grupos de acordo com sua estrutura: mapa métrico e mapa topológico. O mapa métrico captura as propriedades geométricas do ambiente e, entre os diversos modelos existentes, o mais comum é o mapa baseado em grades (ou *grids*). O mapa topológico por sua vez, descreve a sua conectividade entre os diferentes lugares baseada em grafos. Na Figura 3.1(a) é ilustrado um exemplo de mapa métrico baseado em grades e na Figura 3.1(b) é exibido o mesmo exemplo de mapa, mas com o modelo topológico. Existem também os modelos híbridos (Buschka e Saffiotti, 2004), que combinam as características positivas de ambos os modelos de mapas.

Neste trabalho utiliza-se uma alternativa de mapa métrico proposta por Chatila e Laumond (1985) *apud* Thrun (2003) conhecida como mapa geométrico. Este modelo de ambiente é uma das representações mais tradicionais na área da robótica móvel, pois utiliza primitivas geométricas (segmentos de retas, poliedros, etc.) para construir uma abstração de alto nível do ambiente. Esta abordagem permite uma representação consistente e de fácil interpretação por parte dos seres humanos, além de ser facilmente manipulada pelos computadores. No entanto, este modelo é, muitas vezes, pouco representativo quando o ambiente depende de mais informações, principalmente do ponto de vista dos sensores do robô. Na Figura 3.1(c) é exibido um exemplo de mapa geométrico.

Figura 3.1: Tipos de mapas utilizados na robótica: (a) representação métrica baseado em grades; (b) representação topológica; (c) representação geométrica.

3.1.2 Modelo do Veículo

Existem na literatura diversos modelos já estudados que são bem fiéis ao comportamento real do robô, inclusive simulando os erros de resposta aos comandos de atuação (Dudek e Jenkin, 2000; Siegwart et al., 2011). O modelo do veículo, também conhecido como modelo cinemático, descreve a maneira como o robô movimenta-se pelo ambiente. A modelagem cinemática do sistema de esterçamento do veículo é conhecida como geometria de Ackerman (Gillespie, 1992). Esta modelagem é derivada da indústria automotiva, que utiliza um sistema mecânico no sistema de direção do veículo, permitindo que a roda interna a uma curva (roda do lado para o qual se deseja virar) gire com um ângulo maior que a roda externa à curva, para evitar derrapagens. Entretanto é importante notar que algumas hipóteses simplificadoras foram adotadas, de modo que o comportamento do veículo continue com uma resposta suficientemente aceitável e o processamento dos cálculos seja mais rápido. Levando isso em consideração, as hipóteses simplificadoras para as análises futuras são:

1. Roda sem escorregamento: todo o movimento no plano da roda deve ser compatível com o seu giro;

2. Roda sem deslizamento lateral: movimento lateral da roda é igual a zero;
3. Veículos a baixas velocidades: a dinâmica do veículo (robô móvel) pode ser desprezada (Zhu e Rajamani, 2006).

Pode-se então definir:

$$\begin{cases} J_1 R(\theta) \dot{\epsilon}_I - J_2 \dot{\varphi} = 0 \\ C_1 R(\theta) \dot{\epsilon}_I = 0 \end{cases} \quad (3.1)$$

Assim, tem-se que a Equação 3.1 representa respectivamente a primeira e a segunda hipóteses simplificadoras. Nesta equação, o termo $R(\theta)$ representa a matriz de rotação do sistema de coordenadas inerciais fixo à Terra para o sistema de coordenadas do veículo. O termo $\dot{\epsilon}_I$ representa o vetor de velocidades $[\dot{x} \ \dot{y} \ \dot{\theta}]^T$ no referencial inercial. J_1 é a matriz com as condições de contorno impostas pela hipótese simplificadora (1) (rodas sem escorregamento). Ela tem dimensão $N \times 3$, onde N é o número de rodas presente no robô. J_2 é a matriz diagonal $N \times N$ com os raios das rodas do robô móvel. O vetor $\dot{\varphi}$ representa as velocidades angulares de cada roda. Por fim, C_1 é a matriz ($N \times 3$) com as condições de contorno impostas pela hipótese simplificadora (2) rodas sem deslizamento lateral.

Ainda segundo Siegwart et al. (2011), o centro instantâneo de rotação de um robô móvel (ICR), o qual representa o centro da circunferência descrita instantaneamente pelo robô, depende somente das restrições impostas ao mesmo, independentemente do número de rodas presente. Essa consideração permite refletir sobre a simplificação do modelo do veículo. Assim, considerando as hipóteses simplificadoras de não-escorregamento e não-deslizamento, mais a garantia de movimentos em baixas velocidades nos quais a dinâmica é pouco relevante (Zhu e Rajamani, 2006), pode-se aproximar o modelo do carro por um modelo do tipo bicicleta (Pinheiro, 2009), cujas equações cinemáticas estão bem difundidas (Kochem et al., 2002). A Equação 3.2b mostra o modelo cinemático de bicicleta utilizado:

$$\theta = \frac{\theta_l + \theta_r}{2} \quad (3.2a)$$

$$\begin{cases} \dot{x} = V \cos \phi \\ \dot{y} = V \sin \phi \\ \dot{\phi} = \left(\frac{\tan \theta}{l} \right) V \end{cases} \quad (3.2b)$$

onde V é a velocidade longitudinal do veículo, o vetor $[\dot{x} \ \dot{y} \ \dot{\phi}]^T$ representa as velocidades lineares e angular do robô com referência ao sistema inercial, ϕ é a orientação do robô em relação à abscissa do sistema inercial, l é a distância entre eixos, θ é o ângulo do esterçamento da roda, simplificado conforme Equação 3.2a onde, θ_l é o ângulo de esterçamento da roda esquerda e θ_r é o ângulo de esterçamento da roda direita e. A Figura 3.2 exibe o modelo cinemático adotado e seus parâmetros, cujos detalhes estão compreendidos na Tabela 3.1.

Figura 3.2: Modelo cinemático do veículo.

Tabela 3.1: Descrições dos parâmetros da cinemática do carro.

Símbolo	Descrição
θ	Ângulo de esterçamento do carro
θ_l	Ângulo de esterçamento da roda esquerda
θ_r	Ângulo de esterçamento da roda direita
l	Distância entre eixos
L	Comprimento do carro
b	Distância entre o eixo traseiro e a traseira do carro
a	Distância entre rodas
ϕ	Orientação do carro
W	Largura do carro
R	Raio descrito pela roda do carro
V	Velocidade longitudinal do carro
ICR	Centro Instantâneo de Rotação
$[X, Y]$	Referencial inercial do carro

Com as equações cinemáticas apresentadas em Equação 3.2b, tem-se o vetor de velocidades do veículo em função de sua posição atual e o ângulo de esterçamento. Com isso pode-se estimar sua posição segundo a Equação 3.3 (Kochem et al. 2002):

$$\begin{cases} x(k+1) = x(k) + \dot{x}\Delta t \\ y(k+1) = y(k) + \dot{y}\Delta t \\ \phi(k+1) = \phi(k) + \dot{\phi}\Delta t \end{cases} \quad (3.3)$$

onde o vetor $[x \ y \ \phi]^T$ representa as posições do veículo nas coordenadas globais (referencial inercial) do sistema, k é o contador de iterações do algoritmo, o vetor $[\dot{x} \ \dot{y} \ \dot{\phi}]^T$ representa as velocidades no instante k do veículo, lembrando que as velocidades são funções da atual posição do robô e sua velocidade de cruzeiro. Por fim, o termo t representa o intervalo de tempo entre a posição k e a predição $k + 1$.

Os parâmetros utilizados para implementação do robô móvel no simulador foram do mini-veículo Kyosho DRT modificado e apresentado em Sampaio et al. (2011). Este veículo passou a ser chamado de HELVIS (*Hybrid Electric Vehicle In Low Scale*) pelo projeto de conversão de veículos de passeio convencionais 2x4 em um veículo híbrido 4x4. Os parâmetros do HELVIS utilizados na simulação são exibidos na Tabela 3.2 e o veículo é mostrado na Figura 3.3.

Tabela 3.2: Parâmetros do mini-veículo HELVIS utilizado na simulação.

Símbolo	Valor
θ	$-30^\circ/30^\circ$
W	260 mm
R_{min}	580,24 mm
l	335 mm
L	480 mm
b	65 mm

Figura 3.3: Mini-veículo HELVIS (Sampaio et al., 2011).

3.1.3 Sensores

Em um mundo não-determinístico, onde os modelos não são perfeitos, o sensoriamento é uma maneira de compensar aproximações e de estimar a configuração do ambiente de modo

a facilitar o planejamento e realização de tarefas. Existe uma enorme gama de sensores que podem ser utilizados em robôs móveis autônomos e que, de acordo com Siegwart et al. (2011), podem ser classificados de duas formas. A primeira forma leva em conta o meio em que é efetuada a medição (proprioceptivos e exteroceptivos) e a segunda forma tem em vista a forma como os sensores capturam os sinais (passivo ou ativo).

- **Proprioceptivo**, são os sensores que medem valores internos ao sistema, como por exemplo a velocidade do motor e bateria.
- **Exteroceptivo**, são os sensores que adquirem informações sobre o ambiente do robô, como medidas de distância, intensidade de luz, amplitude do som.
- **Passivos**, são sensores que medem a energia do ambiente que entra no sensor. Por exemplo: sondas de temperatura, microfones e câmeras.
- **Ativos**, são sensores que emitem energia para o ambiente, então medem a reação do ambiente à essa energia. Exemplos de sensores ativos incluem sensores ultra-sônicos, sonares, e LASERs para medir distância (Siegwart et al., 2011).

A seguir, são descritos os modelos dos sensores utilizados neste trabalho.

3.1.3.1 *Encoders*

Os *encoders* (ou codificadores rotativos) são populares na robótica móvel, pois permitem realizar a medição da posição angular ou velocidade angular de um eixo em rotação, além de possuírem um ótimo custo

benefício, boa precisão em curtas distâncias e apresentam alta taxa de amostragem (Borenstein et al., 1996, 1997). Esses sensores normalmente são ópticos incrementais, acoplado às rodas para medir as velocidades de rotação e poder assim estimar a sua posição baseando-se nas informações obtidas.

Para exemplificar o funcionamento de um *encoder*, tome-se como exemplo o *encoder* óptico (Figura 3.4). Ele possui um disco (máscara) perfurado em distâncias regulares. O disco é acoplado à roda do robô e assim ambos giram na mesma velocidade. Os furos do disco permitem, ou não, a passagem de um feixe de luz infravermelha enquanto a roda gira. Esse feixe é gerado por um emissor (LED) que se encontra de um dos lados do disco e captado por um receptor (Sensor de Luz) que se encontra do outro lado do disco, gerando uma onda quadrada que representa a frequência de leitura desse feixe. Dessa forma, a velocidade ou posicionamento é registrado contando-se o número de pulsos gerados.

A informação fornecida pelos *encoders* é conhecida como odometria. Contudo, essas informações são suscetíveis a erros, que aumentam proporcionalmente com a distância percorrida, e só podem ser corrigidos com a fusão de dados de outros sensores. Os erros que ocorrem na odometria podem ser classificados em dois principais tipos (Borenstein et al., 1997):

Figura 3.4: Princípios de funcionamento do *encoder* óptico (adaptado de Electronics (2009)).

- Erros sistemáticos: são erros causados pelas imperfeições construtivas do robô, por exemplo, rodas com diferentes diâmetros, desalinhamento das rodas, resolução do *encoder* limitada, etc. Esses erros acumulam-se constantemente e podem causar erros de medidas de deslocamento com o passar do tempo;
- Erros não-sistemáticos: são erros resultantes da interação entre as rodas do robô móvel com o solo, por exemplo, derrapagem das rodas, rachaduras no solo, intervenções externas (geralmente causadas por humanos, etc.). Esse tipo de erro é mais difícil de tratar por serem de natureza aleatória.

3.1.3.2 Sensor Laser

Outro tipo de sensor muito utilizado na robótica móvel é o sensor laser (do inglês, *Light Detection and Ranging* (LIDAR)). Sensores Laser são equipamentos que utilizam a energia eletromagnética em frequências altas para medir a distância a obstáculos presentes no ambiente. O método de medição comumente utilizado neste dispositivo é por tempo de voo, que consiste em medir o intervalo de tempo entre a emissão e o recebimento do pulso de laser (Borenstein et al., 1997). Os dispositivos do tipo LIDAR geralmente são acoplados a um espelho rotatório, possibilitando assim fazer uma varredura do ambiente. A Figura 3.5 exibe dois sensores laser comumente utilizados em aplicações no LabRoM, o primeiro é o SICK LMS-291 (Figura 3.5(a)) e o segundo o Hokuyo URG-04LX (Figura 3.5(b)).

Este tipo de sensor é utilizado em tarefas que exigem a cobertura de uma grande área, devido ao seu poder de varredura simultânea, além de grande precisão nas medidas. Esses sensores realizam apenas leituras planares, sendo assim chamados de sensores 2D. Para cada feixe de luz emitido e capturado são retornados os valores de distância e ângulo do ponto em relação à direção de emissão. A Tabela 3.3 faz comparações entre os sensores SICK LMS-291 e Hokuyo URG-04LX.

(a)

(b)

Figura 3.5: Alguns sensores laser: (a) Modelo de sensor laser SICK LMS 291; (b) Modelo do sensor laser Hokuyo URG-04LX.

Tabela 3.3: Comparação das especificações do sensor SICK e Hokuyo URG-04LX (Lee e Ehsani, 2008).

	Unidade	Sick LMS-291	Hokuyo URG-04LX
Max. Distância	m	80	4,0
Resolução	mm	10	1
Ângulo de Varredura	grau	180 e 100	240
Resolução Angular	grau	1°	0,36
Tempo de Varredura	scan/s	75	10
Interface com PC		RS-232/RS-422	USB/RS-232C
Tempo de transf. dados	kb/s	9,6 - 500	12,000 (USB) e 19,2-750 (RS-232)
Dimensões	mm	185x156x210	50x50x70
Peso	kg	4,5	0,16
Energia consumida	W	20	4,0 (máximo)

3.1.3.3 Sensor Inercial

Os sensores inerciais são constituídos de giroscópios e acelerômetros (Borenstein et al., 1997; Dudek e Jenkin, 2008). O giroscópio mede rotação em relação a um referencial inercial e o acelerômetro mede a aceleração própria nos três eixos ao longo do tempo. Através de cálculos integrais é possível obter velocidade e orientação sem depender de parâmetros externos. Os acelerômetros utilizados em robótica são comumente sistemas eletromecânicos (*Microelectromechanical Systems* - MEMS) e, os giroscópio podem ser ópticos, mecânicos ou por efeito de Coriolis (Forhan, 2010).

O sensor inercial utilizado no projeto SENA (IG-500N, fabricado pela SBG System) é atualmente o menor sistema do mundo em sua classe (Bonnevi et al., 2007). O IG-500N apresenta seis graus de liberdade, sendo composto de 3 giroscópios, 3 acelerômetros, 3 magnetômetros, sensor de temperatura, pressão e GPS, além de incorporar o algoritmo de *Kalman*, oferecendo

uma boa precisão mesmo em condições dinâmicas. A Figura 3.6 exibe um diagrama de blocos simplificado do seu funcionamento.

Figura 3.6: Diagrama de blocos simplificado do sensor IMU IG-500N (adaptado de (SBG Systems, 2011)).

Basicamente a CPU recebe as informações de todos os sensores mais os dados de calibração dos mesmos e aplica um filtro de Kalman (Sasiadek e Khe, 2001). O filtro de Kalman é utilizado na predição e ajuste dos parâmetros do modelo através de cada nova medição, obtendo-se a estimativa do erro em cada atualização. O sensor (Figura 3.7) utiliza comunicação RS232 para enviar os dados de orientação 3D (euler, matriz e quaternion), navegação 3D (velocidade e posição tridimensional) e dados dos sensores (velocidade angular, aceleração e campo magnético tridimensional).

Figura 3.7: Imagem do sensor IMU IG-500N entre os dedos de uma pessoa para mostrar seu tamanho.

3.2 Simulação

As pesquisas em veículos autônomos podem ser iniciadas em ambientes virtuais, pois o veículo real pode sofrer danos durante os testes ou até mesmo por em risco a vida das pessoas a sua volta, além do alto custo inicial de equipá-lo com dispositivos a serem utilizados no sistema. Os

simuladores são ferramentas muito importantes para pesquisadores, pois permitem total controle das variáveis do sistema, sendo possível replicar os experimentos e resultados, analisar os dados, comparar algoritmos, acelerar ou desacelerar os processos. Apesar disso, tudo depende do nível de confiança e precisão da simulação, pois a mesma não consegue modelar completamente os elementos do mundo real (Law e Kelton, 2000). A simulação virtual deve levar em consideração que em diversos pontos, algumas restrições devem ser criadas, ou seja, deve estar claro que a simulação não é o mundo real. Para criar um ambiente para este trabalho foi necessário desenvolver os modelos do ambiente, dos sensores e atuadores utilizados e também do comportamento físico do robô (Heinen et al., 2006b).

3.2.1 Simuladores de Robôs Móveis

Atualmente é possível encontrar na *internet* simuladores de robôs móveis que são livres para uso, outros que exigem a compra de licenças e alguns que são comercializados juntamente com o robô. Dentre os simuladores disponíveis que poderiam ser utilizados para este trabalho estão: Microsoft Robotics Studio (Morgan, 2008), Player/Stage/Gazebo (Player, 2011; Rusu et al., 2007), SimRob3D (Heinen, 2002) ou SEVA2D/3D (Heinen et al., 2001, 2007).

O Simulador de Estacionamento de Veículos Autônomos Bidimensional (SEVA2D), (Heinen et al., 2001) é o único simulador implementado especificamente para o controle da tarefa de estacionamento. Este simulador foi desenvolvido em Visual C++, de forma modular utilizando bibliotecas da classe MFC (*Microsoft Foundation Classes*). Ele permite a visualização em janela gráfica da trajetória e do comportamento do veículo durante o processo de estacionamento. O SEVA2D possui alguns controladores já implementados como: SEVA-A baseado em um autômato (uma máquina de estados combinando técnicas reativas-deliberativas) e o SEVA-N baseado em uma rede neural (implementa o autômato através do aprendizado a partir de um conjunto de exemplos) (Osório et al., 2002). O SEVA3D (Heinen et al., 2007) é a versão tridimensional do SEVA2D, baseado na biblioteca de funções fornecidas pelo SimRob3D. Esta nova versão consegue identificar o meio-fio aproximando mais o ambiente simulado do real. A Figura 3.8 exibe o ambiente de simulação do SEVA2D e 3D.

3.2.2 Simulador Desenvolvido

Após análise dos modelos a serem utilizados e dos simuladores existentes, optou-se por implementar um novo simulador que possuísse somente os recursos necessários para este projeto, a fim de ter o total controle do funcionamento do mesmo caso algum erro crítico aconteça.

Figura 3.8: Simulador de Estacionamento de Veículos Autônomos (SEVA): (a) versão bidimensional do simulador (Heinen et al., 2001); (b) versão tridimensional do simulador (Heinen et al., 2007)

3.2.2.1 Implementação do Simulador

O simulador foi desenvolvido utilizando a linguagem C# (lê-se, C Sharp) (Marshall, 2008) que é orientada a objetos, fortemente tipada⁸, criada pela *Microsoft* como parte da plataforma *.Net*. A linguagem C# foi baseada na linguagem C++ mas inclui muitas influências de outras linguagens como Object Pascal e Java. Para auxiliar o desenvolvimento foi utilizado o Ambiente de Desenvolvimento Integrado (IDE) Visual C# 2008 Express Edition (versão gratuita do Visual Studio). O ambiente bidimensional do simulador foi desenvolvido em Windows Forms e a biblioteca gráfica na plataforma *.Net*, que ajudou no processo de implementação por ser de simples uso.

Apesar do simulador ser implementado no Visual C#, os controladores desenvolvidos podem ser implementados em MatLab e adicionados ao modelo de controle do veículo através de uma DLL (Dynamiclink library biblioteca de vínculo dinâmico) que o próprio MatLab consegue criar. O módulo de controle infelizmente não foi separado do simulador, o que possibilitaria ao usuário criar o controlador em outras linguagens de sua preferência e ampliaria a modularidade do simulador.

Esta abordagem apesar de não ser modular, implementa *threads* para os sensores, controle e visualização do ambiente. Esta separação tenta garantir que a visualização do ambiente não interfira nos passos da simulação que será executada em períodos diferentes de tempo. Este simulador é implementado conforme o digrama de classes da UML visto na Figura 3.9. Nesta figura tem-se que:

- Simulador: contém informações do funcionamento do simulador como o laço principal de controle do programa, alternando as informações de atualizações e desenho;

⁸Linguagens fortemente tipadas no contexto da Computação, são aquelas em que a declaração do tipo é obrigatória. Todas as variáveis têm um tipo específico que tem que ser explicitado. Java, C++, C# e Fortran são exemplos deste tipo de linguagem.

Figura 3.9: Diagrama de classes do simulador desenvolvido.

- **Ambiente:** esta classe permite adicionar, remover e posicionar objetos em tempo de execução, assim como alterar o tamanho de visualização dos mesmos;
- **Veículo:** contém os parâmetros do veículo, assim como seu modelo cinemático para simulação apresentado no início deste capítulo. Esta classe também recebe informações dos sensores que podem ser adicionados ou removidos via código;
- **ISensor:** uma interface comum para os sensores, no qual os mesmos podem implementar as funções para que o simulador utilize de forma genérica. As classes *SensorHokuyo*, *SensorOdometro* e *IG-500N* são derivadas desta classe e representam os sensores reais com seu funcionamento e erros simulados.
- **Controle:** classe abstrata que contém métodos para controle do veículo, de onde derivam o sistema de controle manual de deslocamento (avanço, recuo e velocidade) e esterçamento (rotação da direção) do veículo e sistema de controle autônomo do veículo (Autômato finito e Redes Neurais Artificiais).

3.2.2.2 Interface do Simulador

A interface gráfica do simulador foi implementada de forma que os elementos principais fiquem sempre visíveis ao usuário. A Figura 3.10 apresenta a interface gráfica do simulador

desenvolvido. Nela define-se: (1) barra de menu de opções na parte superior; (2) barra de informações abaixo da barra de menu contendo botões para iniciar e reiniciar a simulação, informações dos sensores, de visualização da trajetória e de visualização do ambiente; (3) na lateral esquerda encontra-se informações dos veículos que estão no ambiente virtual; (4) controle manual do veículo e informação de orientação do carro com base no IMU; (5) botão para iniciar o controle autônomo do veículo com base em algum controlador selecionado no menu de opções; (6) escala de visualização do ambiente virtual; (7) progresso da manobra de estacionamento; (8) informações de entrada e saída da rede neural que estiver em execução; (9) visualização gráfica da simulação.

Figura 3.10: Interface do simulador

O menu de opções possibilita o acesso a todas ferramentas disponíveis para o controle do ambiente, dados dos sensores, controle da simulação e gerenciamento da manobra de estacionamento. A partir deste menu é possível acessar:

- Arquivo: permite carregar outros ambientes gráficos ou salvar alguma configuração realizada no ambiente atual;
- Dados: acesso as informações dos sensores, abrir arquivos e gravar;
- Simulação: opções para iniciar a simulação, pausar e até reiniciar;

- Controle de Entrada: habilita o controle manual ou acesso a *joystick* (em desenvolvimento);
- Controlador: possibilita a seleção dos controladores uma vez que eles estejam implementados;
- Mapeamento: exibe os dados dos sensores em um plano cartesiano local (em desenvolvimento);
- Mecanismo: exibe o mecanismo de direção do veículo;
- Sobre: mantém informações dos criadores.

A movimentação dos objetos no ambiente acontece em tempo de execução, porém com velocidade menor à real, por causa da quantidade de polígonos desenhados na tela. Os objetos podem ser movimentados durante a simulação, possibilitando simular ambientes dinâmicos, alterando a posição dos objetos.

3.3 Considerações Finais

Este capítulo apresentou os principais recursos fundamentais para o desenvolvimento de um simulador específico para esta dissertação, no qual fosse possível ter controle total da situação. Dentre os recursos apresentados estão os modelos dos ambiente que permitem o robô realizar suas tarefas, navegando nele por meio de sua cinemática. Além da cinemática é necessário usar sensores que são os dispositivos mais fundamentais da robótica, pois é por meio deles que os robôs conseguem capturar informações do ambiente. Dentre os sensores apresentados estão os odômetros, sensor laser e sensor inercial.

Por fim, foi desenvolvido um *software* que possibilita a programação dos controladores para realizar a manobra de estacionamento. Este reduz o tempo de desenvolvimento e permite validar os algoritmos elaborados antes de implantá-los em um robô real.

Aprendizado Supervisionado e Redes Neurais

Aprender significa “tornar-se apto ou capaz de alguma coisa, em consequência de estudo, observação, experiência, advertência, etc.” (Ferreira, 2004).

Em computação, Aprendizado de Máquina (AM, ou do inglês *Machine Learning*) é uma das áreas da Inteligência Artificial que tem por objetivo investigar técnicas computacionais para simular comportamentos inteligentes de aprendizagem e desenvolver métodos automáticos para obtenção de novos conhecimentos, novas habilidades e identificação de conhecimento já existente (Rezende, 2005; Hua et al., 2009). Russel e Norvig (2004) explicam o processo de AM a partir de observações, de modo que o sistema seja capaz de tomar decisões, atuar e aprender com o resultado de suas ações. O AM classifica os métodos de aprendizagem em três tipos: aprendizagem supervisionada, aprendizagem não-supervisionada e aprendizagem por reforço.

No algoritmo de aprendizagem supervisionada, padrões de valores (exemplos de entradas e saídas) que modelam o comportamento de um ambiente são apresentados a um sistema. O algoritmo deve extrair a representação do conhecimento a partir desses conjuntos de exemplos, ou seja, ele deve ser capaz de reproduzir corretamente o resultado desejado para cada entrada que alimente o modelo. Caso isto não aconteça, o modelo é modificado até que as saídas correspondam aproximadamente às entradas esperadas. Na aprendizagem não-supervisionada, seu objetivo é criar um sistema capaz de atuar sem prévio conhecimento de exemplos de saída. O sistema deve ser capaz de separá-los em grupos e estabelecer um padrão de acordo com os critérios do problema, somente com exemplos de entradas. Por último, a aprendizagem por reforço consiste no aperfeiçoamento do sistema a partir do reforço (punição ou recompensa).

O sistema dessa vez não tem dados de exemplos, mas sim um instrutor em tempo de execução, que avalia os resultados de suas ações em relação ao ambiente.

A seção seguinte apresenta uma revisão sucinta do método de aprendizado supervisionado adotado neste projeto (Redes Neurais Artificiais - RNA). O uso de RNA para o problema de estacionamento é justificado por ser uma técnica robusta em relação a situações novas e inesperadas, por possuir um alto grau de generalização e eficiência comprovada em diferentes áreas de aplicação.

4.1 Redes Neurais Artificiais - RNAs

As RNAs são modelos matemático-computacionais inspirados no sistema nervoso dos seres vivos e que possuem a capacidade de adquirir conhecimento através de experiências (Haykin, 2001; Braga et al., 2007; Silva et al., 2010). RNAs estão inseridas dentro da área conhecida como sistemas inteligentes (conexionista) e, segundo Silva et al. (2010), as características mais relevantes em aplicações que usam as RNAs são a generalização e aprendizado. As RNAs são normalmente utilizadas em problemas de classificação e de regressão.

As pesquisas em RNAs foram iniciadas em 1943 e, desde então, os resultados alcançados se devem à primeira analogia feita com o cérebro humano, na qual um interesse por um processamento diferente do usual foi buscado (Haykin, 2001). Os elementos computacionais, ou unidades processadoras, denominadas neurônios artificiais (Figura 4.1(b)) são modelos bem simplificados dos neurônios biológicos (Figura 4.1(a)).

Figura 4.1: Neurônio: (a) Representação do neurônio biológico (retirado de <http://www.sogab.com.br/anatomia/neuronio.jpg>); (b) Representação do neurônio artificial segundo McCulloch e Pitts (adaptado de (Silva et al., 2010)).

O funcionamento do neurônio artificial pode ser resumido da seguinte forma: os estímulos recebidos pelos dendritos (diversos sinais de entrada advindos do meio externo) são apresentados à camada de entrada $[x_1, x_2, \dots, x_n]^T$. Cada uma dessas entradas é ponderada pelo seu respectivo peso sináptico w_i , cujo papel é atenuar ou amplificar o sinal da sinapse durante a troca de informações entre o axônio e o dendrito. O modelo neural matemático inclui uma *bias*

representado pela letra b , a qual tem o intuito de aumentar o grau de liberdade da função de ativação, ou até mesmo não possibilitar saídas nulas mesmo que todas as suas entradas sejam nulas. Por fim, o corpo celular tem a função de produzir um valor potencial de ativação u descrito na Equação (4.1):

$$u = \sum_{i=1}^n w_i \cdot x_i + b \quad (4.1)$$

O valor produzido pela Equação (4.1) é então apresentado a uma função de transferência ou função de ativação, que é análoga ao axônio biológico. Este componente tem a finalidade de restringir os valores da saída em um intervalo determinado. A saída do neurônio é representada pela Equação (4.2):

$$y = g(u) \quad (4.2)$$

Os resultados gerados em y são calculados através das funções de ativação, sendo as mais comuns as funções degrau, degrau bipolar, rampa simétrica, logística, tangente hiperbólica e linear (respectivamente Figura 4.2(a) à 4.2(f)). Segundo Silva et al. (2010) essas funções de ativação podem ser divididas em dois grupos principais: funções de ativação parcialmente diferenciáveis (que possuem pontos cujas derivadas de primeira ordem são inexistentes) e funções de ativação totalmente diferenciáveis (cujas derivadas de primeira ordem existem e são conhecidas em todos os pontos de seu domínio de definição).

Figura 4.2: Funções de ativação parcialmente diferenciáveis: (a) degrau; (b) degrau bipolar; (c) rampa simétrica; e funções de ativação totalmente diferenciáveis: (d) logística; (e) tangente hiperbólica; (f) linear.

O equacionamento matemático para cada uma das funções de ativação apresentadas na Figura 4.2, é mostrado nas Equações (4.3a) a (4.3f), respectivamente.

$$g(u) = \begin{cases} 1, & \text{se } u \geq 0 \\ 0, & \text{se } u < 0 \end{cases} \quad (4.3a)$$

$$g(u) = \begin{cases} 1, & \text{se } u > 0 \\ 0, & \text{se } u = 0 \\ -1, & \text{se } u < 0 \end{cases} \quad (4.3b)$$

$$g(u) = \begin{cases} a, & \text{se } u > a \\ u, & \text{se } -a \leq u \leq a \\ -a, & \text{se } u < -a \end{cases} \quad (4.3c)$$

$$g(u) = \frac{1}{1 + e^{-\beta u}} \quad (4.3d)$$

$$g(u) = \frac{1 - e^{-\beta u}}{1 + e^{-\beta u}} \quad (4.3e)$$

$$g(u) = u \quad (4.3f)$$

Vale ressaltar que a velocidade de processamento da RNA está basicamente relacionado com o número de operações por segundo dos computadores (Haykin, 2001).

4.1.1 Arquiteturas de RNAs

A RNA é formada por um conjunto estruturado de neurônios e esta combinação permite que a rede possa resolver problemas complexos. A arquitetura da RNA está diretamente ligada ao algoritmo de aprendizado a ser utilizado. Segundo Haykin (2001) uma RNA pode ser dividida em três partes, denominadas camadas, as quais são descritas como: camada de entrada, responsável pelo recebimento dos sinais de entrada (dados); camadas intermediárias ou ocultas, responsáveis por extrair as características associadas ao processo, além de possibilitarem a representação de problemas que não sejam linearmente separáveis; camada de saída, responsável pela apresentação dos resultados obtidos pela rede. As principais arquiteturas de RNAs, considerando a disposição de seus neurônios, assim como suas formas de interligação entre eles e a constituição de suas camadas, podem ser divididas em: redes *feedforward* (alimentação à frente) de camada simples, redes *feedforward* de camadas múltiplas, redes recorrentes e redes reticuladas.

4.1.1.1 Redes *feedforward* de Camada Simples

As redes *feedforward* (alimentação à frente) de camada simples são de um tipo de arquitetura com somente uma camada de entrada e uma de saída. Seu fluxo de informação segue sempre na direção da camada de saída. Geralmente essas redes são empregadas em problemas envolvendo classificação de padrões e filtragem linear. Os tipos de redes mais conhecidos são o *Perceptron* e o *Adaline*. A Figura 4.3 exibe um exemplo de rede neural de camadas simples.

Figura 4.3: Exemplo de rede com arquitetura do tipo *feedforward* de camada simples.

4.1.1.2 Redes *feedforward* de Camadas Múltiplas

Diferentemente da rede de camada simples, a rede *feedforward* de camadas múltiplas é constituída de uma ou muitas camadas escondidas de neurônios. Este tipo de rede é empregado em problemas relacionados à aproximação de funções, classificação de padrões, identificação de sistemas, otimização, robótica, etc. Os tipos mais comuns dessa arquitetura são as redes *Perceptron* multicamadas (do inglês, *Multilayer Perceptron* - MLP) e as redes de base radial (do inglês, *Radial Basis Function* - RBF). Na Figura 4.4 pode-se verificar um exemplo de rede neural de camadas múltiplas.

Figura 4.4: Exemplo de rede com arquitetura do tipo *feedforward* de camada múltiplas.

4.1.1.3 Redes Recorrentes

Redes recorrentes ou realimentadas são redes em que as saídas dos neurônios são realimentadas como sinais de entrada para outros neurônios. Este tipo de rede é empregado em sistemas dinâmicos, justamente pela sua realimentação e podem ser empregados em previsão de séries temporais, otimização e identificação de sistemas, controle de processos, etc. Os tipos de redes mais comuns são as rede de *Hopfield* e MLP com realimentação. A Figura 4.5 mostra um exemplo de rede do tipo recorrente.

Figura 4.5: Exemplo de rede com arquitetura do tipo recorrente ou realimentada.

4.1.1.4 Redes Reticuladas

Por fim, a estrutura reticulada leva em consideração a disposição espacial dos neurônios visando propósitos de extração de características. Existem várias aplicações para esse tipo de rede, que variam desde problemas de agrupamento (*clustering*), reconhecimento de padrões, otimização de sistemas, grafos, etc. Sua principal representante é a rede de *Kohonen*. Na Figura 4.6 pode-se verificar um exemplo de rede neural de estrutura reticulada.

4.2 Aspectos Topológicos da RNA

As topologias em RNAs determinam as diferentes formas de composições estruturais que uma arquitetura poderá assumir. As topologias são usualmente especificadas de forma empírica, pois tal dimensionamento depende de muitos fatores. Esses fatores podem variar com o algoritmo de aprendizado utilizado, inicialização das matrizes de pesos, qualidade do conjunto de treinamento, complexidade do problema, etc (Ludwig Jr. e Costa, 2007; Silva et al., 2010).

Existem diversas técnicas estatísticas que auxiliam a seleção de uma boa topologia candidata para um problema entre elas a mais utilizada é a validação cruzada (do inglês, *cross-validation*) (Silva et al., 2010).

Figura 4.6: Exemplo de rede com arquitetura do tipo reticulada.

4.2.1 Validação Cruzada

O método de validação cruzada não é um único método, mas sim uma classe de métodos para estimar a taxa de erro verdadeira da RNA. Esses métodos também são conhecidos como *k-fold cross-validation*, onde k representa o número de partições geradas aleatoriamente a partir da amostra de exemplos para treinar e testar a RNA. O processo consiste em dividir a amostra em k partições mutuamente exclusivas. A cada iteração uma partição diferente é utilizada para testar a RNA e todas as outras $k - 1$ partições são utilizadas para treinamento. Por conseguinte, o processo se repete k vezes até que todas as partições tenham sido utilizadas como subconjunto de teste. A taxa de erro é a média das taxas de erro calculadas para as k iterações. A Figura 4.7 mostra um exemplo de *5-fold cross-validation*, no qual o número de partições $k = 5$.

Figura 4.7: Esquema para o método *5-fold cross-validation*.

4.2.2 *Overfitting e Underfitting*

É bom sempre ressaltar que o aumento exagerado do número de neurônios ou de camadas intermediárias não assegura a generalização apropriada da rede MLP. A generalização é atingida quando a RNA consegue determinar corretamente uma saída, dada uma entrada nunca apresentada à rede durante a fase de treinamento. Existem dois conceitos associados a generalização: o *overfitting* e o *underfitting*. O primeiro acontece quando o treinamento é exagerado, ocasionando a memorização das respostas frente aos estímulos apresentados. No *overfitting* é comum um erro quadrático muito baixo na fase de aprendizado, porém na fase de teste (generalização) o erro quadrático tende a aumentar. No segundo caso (*underfitting*) é ocasionado pela falta de treinamento, ou seja, o erro quadrático tanto na fase de aprendizado como generalização serão bem significativos. A Figura 4.8 mostra uma situação de *overfitting* e *underfitting* usando validação cruzada com inclusão da parada antecipada.

Figura 4.8: Situações envolvendo *underfitting* e *overfitting* usando parada antecipada.

4.2.3 Parada Antecipada

Para que a rede possa generalizar de maneira satisfatória, um simples procedimento também tem sido inserido na implementação da técnica validação cruzada, que é a parada antecipada ou prematura (do inglês, *early stopping*). Esta técnica é utilizada para encontrar um ponto ótimo de aprendizado na topologia candidata que é constantemente checado pela aplicação do subconjunto de testes, sendo finalizado quando começar a haver elevação do erro quadrático entre épocas sucessivas, fazendo com que a rede não decore os dados (Haykin, 2001). A Figura 4.8 mostra um exemplo de parada antecipada para evitar o *overfitting*, onde T_{ideal} é o ponto desejado.

4.3 Algoritmo de Aprendizado de RNAs

O processo de aprendizado pode ser definido como o mecanismo de aquisição de conhecimento, desenvolvimento de competência e mudança de comportamento. Nas RNAs esse mecanismo encontra-se na capacidade da rede de adaptar os seus parâmetros livres (*bias* e pesos das conexões) a partir da iteração com o meio, buscando aumentar o desempenho da rede em executar a função para a qual foi desenvolvida. Este processo é a fase preliminar da RNA necessária para a resolução dos problemas (Haykin, 2001; Russel e Norvig, 2004). Conforme visto no início deste capítulo, existem três paradigmas de aprendizado que são: aprendizado supervisionado, aprendizado não supervisionado, e aprendizado por reforço. Cada um deles possui técnicas diferentes para adaptar os parâmetros da rede. Porém, neste projeto de pesquisa, adotou-se apenas o primeiro paradigma, e por isso será o único abordado nesta seção.

No algoritmo de aprendizado supervisionado, o processo de treinamento da RNA é realizado através de um conjunto de exemplos de entrada e suas respectivas saídas desejadas, evitando que a rede entre em contato ou receba informações diretamente do ambiente onde vai atuar. Há nesse aprendizado a presença de um supervisor que é responsável por fornecer as respostas desejadas para cada conjunto de entradas. Um diagrama simplificado do funcionamento pode ser visto na Figura 4.9.

Figura 4.9: Diagrama simplificado do funcionamento do aprendizado supervisionado em uma RNA.

O erro da rede é o resultado da comparação entre a resposta da rede e a resposta desejada. Assim, o ajuste de pesos da rede é feito em cima do erro de cada iteração até que ele seja minimizado, alcançando níveis considerados satisfatórios (Ludwig Jr. e Costa, 2007). Segundo (Silva et al., 2010) Um dos algoritmos de aprendizado mais importante utilizado é o *backpropagation*. No entanto, sua taxa de convergência é muito pobre. Em função disso foram propostas derivações do algoritmo *backpropagation* ao longo dos anos, sendo descritos a seguir o algoritmo *Resilient Propagation* e o algoritmo de *Levenberg-Marquardt* que tem eficiência reconhecida para solucionar o problema de minimização de quadrados para funções não-lineares.

4.3.1 Resilient Backpropagation

O algoritmo *Resilient Propagation* (RPROP) (Riedmiller e Braun, 1993) é obtido através da modificação do algoritmo *backpropagation*, na qual não se consideram as variações das magnitudes do gradiente da função erro, mas somente o sinal da derivada parcial nas atualizações dos pesos. Isto faz com que a convergência se torne mais rápida quando estiver próximo do mínimo local (fase de treinamento), eliminando assim os problemas do algoritmo *backpropagation* (Riedmiller e Braun, 1993; Haykin, 2001). A Equação (4.4) representa a avaliação da condição de mudança de sinal do gradiente.

$$\Delta_{ij}(t) = \begin{cases} n^+ \cdot \Delta_{ij}(t-1), & \text{se } \frac{\partial E(t-1)}{\partial w_{ij}} \cdot \frac{\partial E(t)}{\partial w_{ij}} > 0 \\ n^- \cdot \Delta_{ij}(t-1), & \text{se } \frac{\partial E(t-1)}{\partial w_{ij}} \cdot \frac{\partial E(t)}{\partial w_{ij}} < 0 \\ \Delta_{ij}(t-1), & \text{caso contrário.} \end{cases} \quad (4.4)$$

onde: se a derivada parcial do peso corresponde w_{ij} troca seu sinal, isto indica que o algoritmo ultrapassou o mínimo local na última atualização, assim o valor da taxa de aprendizado Δ_{ij} é reduzido. Se a derivada mantém seu sinal, a taxa de aprendizado é incrementada para acelerar a convergência nas regiões rasas. Sendo que $0 < \mu^- < 1 < \mu^+$ são constantes responsáveis por incrementar ou decrementar as taxas de aprendizado individuais de cada um dos pesos. Finalmente, a atualização dos pesos das matrizes da rede é dada pela Equação 4.5:

$$\Delta w_{ji}(t) = \begin{cases} -\Delta_{ji}(t), & \text{se } \frac{\partial E(t)}{\partial w_{ji}} > 0 \\ +\Delta_{ji}(t), & \text{se } \frac{\partial E(t)}{\partial w_{ji}} < 0 \\ 0, & \text{caso contrário.} \end{cases} \quad (4.5)$$

Observa-se que na Equação (4.5) as modificações nas matrizes de pesos da rede são limitadas em função das variações dos valores dos sinais das derivadas parciais.

4.3.2 Levenberg-Marquardt

O algoritmo *Levenberg-Marquardt* (LM) representa uma aproximação do método de Gauss-Newton (Dan Foresee e Hagan, 1997), que é obtida introduzindo-se o parâmetro μ na equação original (Hagan e Menhaj, 1994), resultando na Equação (4.6). O algoritmo LM foi projetado para atingir a velocidade de treinamento de um método de segunda ordem sem a necessidade de calcular a matriz Hessiana (matriz de derivadas de segunda ordem).

$$\Delta x = [J^T(x) \cdot J(x) + \mu \cdot I]^{-1} \cdot J^T(x)e(x) \quad (4.6)$$

Na Equação 4.6, J é a matriz Jacobiana que contém as primeiras derivadas dos erros da rede em relação aos seus pesos e *bias*, I é a matriz identidade e $e(x)$ é o vetor de erros. Quando o

escalar μ é nulo, a equação que resta é idêntica ao método de Newton se usada a aproximação Hessiana. Entretanto, quando esse escalar é muito grande, a fórmula equivale-se-á do gradiente descendente com um passo pequeno. O primeiro método é mais eficaz perto do erro mínimo. Assim, a ideia é conseguir mudar para o método de Newton o mais rápido possível. Deste modo, μ é decrementado toda vez que o valor do desempenho também decresce, e incrementado quando o contrário ocorra.

O parâmetro μ funciona como um fator de estabilização do treinamento, que ajusta a aproximação de forma a utilizar a rápida convergência do método de Newton e assim evitar passos muito grandes que possam levar a um erro de convergência. Este método apresenta convergências em menos iterações, mas requer mais cálculos por iteração devido ao cálculo de matrizes inversas. O LM é o algoritmo mais rápido quando se trabalha com poucos parâmetros na rede. Se esse número de parâmetros for elevado, a utilização desse algoritmo é pouco prática pois, haverá um grande esforço computacional (Saini e Soni, 2002).

4.4 Considerações Finais

O aprendizado supervisionado é um dos paradigmas mais utilizados em problemas de classificação e regressão. Isto se deve principalmente à facilidade de uso de seus métodos e aos seus resultados positivos. Além da sua inspiração biológica, foram cobertos os principais tópicos referentes ao projeto de RNAs, com foco nas redes MLP como, por exemplo, os tipos de função de ativação, o algoritmo de treinamento e a arquitetura. Foram também apresentados alguns algoritmos para aprendizado supervisionado derivados do algoritmo *backpropagation*. Neste projeto, foi escolhida a rede neural do tipo MLP para desempenhar a tarefa de estacionamento paralelo. Esta aplicação será vista no Capítulo 6.

Abordagem do Estacionamento Paralelo

O seis passos para se realizar a manobra apresentada no início do Capítulo 2, podem ser classificados em três importantes etapas, que são: (1) detectar a vaga de estacionamento, (2) posicionar o veículo para se iniciar a manobra; (3) manobrar o veículo para dentro da vaga sem colidir (Demirli e Khoshnejad, 2009). Nesta seção, são discutidas essas etapas e como serão realizadas neste trabalho mas, antes de tudo, será apresentada a trajetória guia.

5.1 Detecção do Espaço

Detectar a vaga de estacionamento consiste em procurar um espaço de tamanho adequado no qual o veículo possa entrar. Para procurar um espaço suficiente para estacionar o carro, o sistema manterá uma velocidade mínima (aproximadamente 0,15 m/s - veículo HELVIS) controlada em linha reta e analisará o valor de distância do feixe $SF1$ do sensor (Figura 5.1(a)). Se $SF1$ for maior que a lateral de um carro mais a medida de segurança ($d = 1,57 \cdot W$) significa que existe um possível espaço que o carro possa entrar. Assim, o sistema inicia a contagem do tamanho da vaga P usando a odometria (Figura 5.1(b)). Quando o sensor $SF1$ detectar uma medida menor que d significa que a distância lateral não é mais recomendada, ou seja, pode ter um obstáculo. Então o contador para de contar e armazena o valor para usar no controlador (Figura 5.1(c)).

Para dar foco ao projeto do controlador, presume-se que o espaço de estacionamento a ser detectado é à direita do veículo. Assim é fácil generalizar os resultados para o caso em que o espaço de estacionamento é do lado esquerdo (uma sugestão para trabalhos futuros).

Figura 5.1: Passos para se encontrar uma vaga paralela: (a) início da procura por uma vaga; (b) detecta um possível espaço e começa a contar; (c) termina a contagem e armazena o tamanho da vaga encontrado.

5.2 Posicionando o Veículo

Após encontrar a vaga (Figura 5.2(a)), deve-se posicionar o veículo para iniciar a manobra. Conforme o procedimento apresentado no início do Capítulo 2, o posicionamento funciona de tal forma que o veículo deve avançar paralelamente ao veículo em frente à vaga localizada (Veículo A), emparelhando os para-choques traseiros de ambos os carros. O veículo avança em uma velocidade de 0,15 m/s paralelo aos veículos (ou mantém a direção que estava antes), até o que o feixe do sensor $SF1$ detecte uma medida menor que d . Sendo assim, é possível que ele esteja emparelhado com o veículo a frente da vaga (Figura 5.2(b)). Para se ter certeza, é

verificado se o valor da odometria ao se encontrar a vaga mais o deslocamento até posicionar o veículo é maior ou igual ao tamanho da vaga mais o tamanho do carro ($Odometria \geq P + L$).

Figura 5.2: Posicionado na vaga: (a) o veículo acaba de mudar para o estado posicionando e em (b) o veículo chegou na posição desejada.

5.3 Trajetória de Referência

Para realizar a terceira etapa é necessário verificar se a manobra do veículo para dentro da vaga é possível de acontecer. Sendo assim, este trabalho adota a trajetória desenvolvida nos trabalhos de Hoyle (2003); Herrmann (2003); Roth (2009), conhecida como trajetória em S. Como pode ser visto na Figura 5.3, esta trajetória em forma de S é obtida posicionando-se corretamente duas circunferências. Considerando este tipo de trajetória, a vaga mínima para que ocorra o estacionamento sem choques com outros veículos é dada pela Equação 5.1 (Herrmann, 2003) e seus parâmetros visualizados na Figura 5.3:

$$P = \sqrt{2RW + (L - b)^2} + b \quad (5.1)$$

onde R é o raio determinado pela barra de direção que depende do ângulo de esterçamento das rodas dianteiras. Quanto maior o ângulo de esterçamento, menor será o raio e, consequentemente, menor será a vaga necessária para estacionar. O valor P é o tamanho mínimo necessário para estacionar perfeitamente o veículo sem colisão, b é a distância entre o eixo traseiro e o

pára-choque traseiro do veículo e W , L são, respectivamente, a largura e o comprimento do veículo.

Figura 5.3: Trajetória de Estacionamento Paralelo

Inicialmente são marcados os pontos de início do estacionamento (I) e final do estacionamento (F), respectivamente seguem as Equações 5.2a e 5.2b. I recebe a origem do sistema de coordenadas, e está relacionada com a posição inicial do veículo, que depende de Δx e Δy . Δy é a distância entre a lateral do veículo em I e a lateral do veículo estacionado, Δx é a distância horizontal entre as traseiras desses mesmo dois veículos, conforme mostrado na Figura 5.3. O valor de Δx é fácil de ser modificado, bastando movimentar o veículo para frente ou para trás (ré), porém Δy permanecerá constante já que movimentar o veículo em y é bem mais complicado.

$$I = (0, 0) \quad (5.2a)$$

$$F = (-(P + \Delta x), -(W + \Delta y)) \quad (5.2b)$$

Para determinar o posicionamento das circunferências é preciso primeiro encontrar a coordenada do ponto de intersecção entre as circunferências M , pois é neste ponto que ocorre a mudança de ângulo da direção do veículo (ponto de virada). Pode-se calcular o ângulo β pela

Equação 5.3a e, assim, pode-se determinar o ponto M projetando-a nas coordenadas, usando a Equação 5.3b e Equação 5.3c.

$$\beta = \arctan \left(\frac{I_x - F_x}{I_y - F_y} \right) \quad (5.3a)$$

$$D_{IF} = \frac{\sqrt{(I_x - F_x)^2 + (I_y - F_y)^2}}{2} \quad (5.3b)$$

$$M = (I_x - D_{IF} \cos(\beta), I_y - D_{IF} \sin(\beta)) \quad (5.3c)$$

Os centros das circunferências O_I e O_F são obtidos de forma análoga, podendo ser definidos após a determinação dos pontos I , F e M . O primeiro passo será determinar a posição x de O_I e O_F que, respectivamente recebem os valores da abscissa do CG na posição A (posição inicial do estacionamento) $O_{I,x} = I_x$ e na posição B (posição final do estacionamento) $O_{F,x} = I_x$. Logo em seguida são definidas algumas condições de contorno, para que o carro sempre esteja paralelo ao meio-fio:

1. As derivadas da curva em I e F são iguais à 0;
2. O ponto M deve pertencer às duas circunferências.

Pela condição de contorno (1), a coordenada $O_{I,x}$ do centro da circunferência é determinada pela derivada implícita da equação paramétrica da circunferência (Equação 5.4a), chegando-se na Equação 5.4b.

$$(x - x_o)^2 + (y - y_o)^2 = R^2 \quad (5.4a)$$

$$\frac{dy}{dx} = -\frac{(x - x_o)}{(y - y_o)} \quad (5.4b)$$

Sabendo-se que, pela condição de contorno (2), os pontos I e M devem pertencer ao mesmo arco de circunferência, para se encontrar o ponto $O_{I,y}$, tem-se a Equação 5.5a, na qual deseja-se isolar o valor de $O_{I,y}$. Isto resulta na Equação 5.5b:

$$(M_y - O_{I,y})^2 + (M_x - O_{I,x})^2 = (I_y - O_{I,y})^2 + (I_x - O_{I,x})^2 \quad (5.5a)$$

$$O_{I,y} = \frac{(M_x - O_{I,x})^2 + (M_y^2 - I_y^2)}{2(M_y - I_y)} \quad (5.5b)$$

Com a Equação 5.5b pode-se substituir os parâmetros e encontrar os centros das duas circunferências pelas Equações 5.6a e 5.6b. Logo em seguida é possível definir o raio das circunferências pela Equação 5.6c

$$O_I = \left(I_x, -\frac{(W + \Delta y)^2 + P^2}{4(W + d)} \right) \quad (5.6a)$$

$$O_F = \left(F_x, -\frac{3(W + \Delta y)^2 - P^2}{4(W + d)} \right) \quad (5.6b)$$

$$R = R_I = R_F = \frac{\sqrt{(O_{I,x} - O_{F,x})^2 + (O_{I,y} - O_{F,y})^2}}{2} \quad (5.6c)$$

Assim que todos os pontos são determinados é possível saber o ângulo θ de esterçamento do veículo que o mesmo deverá usar para fazer a manobra sem colidir com os veículos e entrar com uma única manobra na vaga (Equação 5.7a). Logo em seguida, como este trabalho não mantém um mapa interno, é necessário saber o ângulo de orientação ϕ no ponto de virada, para que o veículo possa esterçar inversamente o mesmo raio, e assim executar os dois círculos (Equação 5.7b). Esses dois valores serão utilizados durante o treinamento supervisionado da rede neural.

$$\theta = \tan^{-1} \left(\frac{l}{R} \right) \quad (5.7a)$$

$$\phi = \sin^{-1} \left(\frac{P}{2R} \right) \quad (5.7b)$$

5.4 Realizando a Manobra

Logo após calcular a trajetória e verificar que é possível executar a manobra, o volante do veículo deve ser esterçado para o lado do meio fio, de tal forma que o valor da Equação 5.7a seja menor que o raio máximo de esterçamento do veículo, e então engatar a marcha ré. O veículo então deve entrar no espaço escolhido até alcançar a orientação indicada pela Equação 5.7b e, caso alcançado, constata-se que o veículo chegou ao ponto de virada M (Figura 5.4(a)).

Neste momento o veículo para e deve esterçar o mesmo valor de R inversamente e depois continuar em marcha ré (Figura 5.4(b)) até o valor de $SR3$ seja menor ou igual alguma medida de segurança S (neste momento o veículo estará paralelo ao meio-fio), ou a diferença da orientação inicial do veículo ao iniciar a manobra seja menor que zero (Figura 5.4(c)). Em seguida o veículo para, esterça o volante, até ficar centralizado e desloca-se para frente até o centro da vaga à 5 km/h, verificando as diferenças de medidas entre os feixes $SF3$ e $SR3$ (Equação 5.8).

Figura 5.4: Manobrando o veículo para dentro da vaga encontrada: (a) entrando na vaga; (b) esterçando inversamente para posicionar o veículo na vaga; (c) aproximando-se do veículo, tomando cuidado para não bater a traseira; (d) ajustando o carro à vaga e parando-o.

$$V = \begin{cases} -5 & \text{se } SF3 - SR3 > erro \\ +5 & \text{se } SR3 - SF3 > erro \\ 0 & \text{se } |SF3 - SR3| \leq erro \end{cases} \quad (5.8)$$

Caso a diferença entre $SF3$ e $SR3$ sejam maior que um erro pré-definido pelo sistema de centralização, a velocidade V do veículo pode ser positiva (movimenta-se para frente), negativa (movimenta-se para trás) ou nula (o veículo para). Quando o veículo para a baliza terá sido realizado com sucesso (Figura 5.4(d)).

5.5 Considerações Finais

Este capítulo discorreu sobre a abordagem utilizada em que a manobra de estacionamento é dividida em três etapas. Para cada etapa são descritos os passos realizados utilizando-se dos sensores definidos no Capítulo 3. As duas primeiras etapas são realizadas utilizando-se de princípios de contagem baseados na odometria do veículo. Na última etapa é utilizada uma curva em S definida matematicamente na sequência desse capítulo, utilizando dois arcos de circunferências. Logo, o conteúdo apresentado oferece suporte à escolha dos dados de treinamento para o aprendizado supervisionado a ser usado no sistema neural.

Sistema Neural Desenvolvido

Neste capítulo são descritos os procedimentos e os métodos utilizados para o desenvolvimento do sistema neural para estacionar o veículo em vagas paralelas, de modo que a entrada na vaga seja realizada com uma única manobra.

6.1 O Controlador Neural

O modelo de RNA adotado nesta dissertação foi o MLP apresentado no Capítulo 4, com aprendizado supervisionado do tipo RPROP e LM. Este tipo de abordagem foi adotado porque a RNA apresenta grande robustez com relação à presença de ruídos no sistema, como valores inexatos dos sensores e situações imprevistas.

O princípio de funcionamento segue o mesmo apresentado por Osório et al. (2002). O controlador neural deve receber um conjunto de entradas referentes ao estado atual do veículo (dados dos sensores e o estado atual da manobra) e o conjunto de saída para essas respectivas entradas (velocidade, esterçamento e qual seria o próximo estado da manobra). Deste modo, quando a rede neural estiver sendo treinada, ao receber os dados de entrada a rede conseguirá prever o próximo estado, baseada nas informações apresentadas. O próximo estado da manobra obtido na saída da rede substitui o estado atual, o que faz a rede ser capaz de prever as mudanças de estados. Isto é importante para que a rede possa interpretar corretamente os dados dos sensores enviados a ela, não definindo velocidades e ângulos de esterçamento errôneos. A Figura 6.1 descreve o funcionamento do controlador neural.

Figura 6.1: Descrição da Rede Neural utilizada para controlar o veículo.

6.1.1 Geração da Base de Exemplos

A primeira etapa consiste em obter exemplos da manobra para que se possa treinar a RNA. Para isso os dados de treinamento são baseadas em dois sensores laser e no sensor inercial. A ideia básica é realizar um mapeamento da manobra usando as medidas dos sensores laser, velocidade e direção do veículo, ângulo de esterçamento, orientação dada pelo sensor inercial e tamanho da vaga medida pela odometria. Essas informações são suficientes para que o veículo possa estacionar em vagas paralelas com um comportamento reativo.

Neste momento é importante lembrar que os dados são obtidos a partir do terceiro estado, no qual o veículo realiza a manobra com base na curva em S apresentada no Capítulo 5. Antes de adquirir os dados foi feita uma análise dos possíveis pontos iniciais onde o veículo conseguiria realizar a trajetória em S. Para isso variou-se Δy entre Δy_{min} (encostado no veículo A, ou seja, igual a zero) e Δy_{max} (distância da largura do veículo), enquanto P foi variado entre P_{min} (tamanho da vaga é igual ao comprimento do veículo) e P_{max} (tamanho da vaga é igual a duas vezes o comprimento do veículo). A Figura 6.2 exibe com mais detalhes a análise realizada para descobrir as configurações iniciais aceitáveis.

Nestas condições, foram criadas possíveis curvas em MatLab discretizando-as em aproximadamente 500 pontos. Para cada ponto é verificado se acontece colisão, o que impossibilitaria a entrada do veículo em uma única manobra. A Figura 6.3 mostra um gráfico que indica a área onde é possível realizar a manobra.

Percebe-se pela Figura 6.3 que, dada a configuração do veículo utilizado neste trabalho, o mesmo só consegue iniciar o estacionamento se $P \geq 1,67 \cdot L$. Este resultado valida a Equação 5.1 com uma pequena ressalva, pois Herrmann (2003) diz que Δy deveria ser zero e isso não acontece, mas ele também diz que não seria recomendado realizar a manobra com o veículo encostrado. Então, pela Figura 6.3, define-se $\Delta y \geq 0,05 \cdot W$ para segurança e realmente conseguir realizar a manobra.

Após encontrar a região possível de se realizar a manobra, adaptou-se o simulador para criar um arquivo de dados (*log*), contendo os estado dos sensores, estados da manobra (atual e pró-

Figura 6.2: Detalhes da análise realizada para descobrir as configurações iniciais aceitáveis, na qual foram variados os parâmetros Δy e P , onde quatro trajetórias limitantes são representadas.

Figura 6.3: Área de estacionamento paralelo: a área branca indica que é impossível estacionar em uma única manobra, enquanto a cor vermelha mais escura indica o ponto máximo de esterçamento e a cor amarela indica um ângulo menor de esterçamento.

ximo) e os atuadores de velocidade e rotação. Este arquivo permite que sejam gravados todos os dados referentes à execução de uma tarefa de estacionamento, seja esta tarefa controlada pelo autômato finito (apresentado no próximo sub-tópico) ou por um usuário que pode controlar o veículo através do controle manual do simulador. A base de treinamento criada tem 55 manobras e cada manobra tem aproximadamente 320 pontos de coleta de dados, somando um total de 17.625 exemplos. Lembrando que cada exemplo possui 12 valores, resultando em uma matriz de 17.625 x 12.

A Figura 6.4 apresenta uma pequena amostra da base de aprendizado utilizada para treinar as redes neurais. A primeira coluna armazena o tamanho da vaga de estacionamento encontrado em milímetros, o segundo valor recebe a diferença de orientação do veículo na posição inicial até a posição atual. Os seis próximos itens são os valores dos feixes do sensor da frente e do sensor traseiro, no qual os valores são limitados em 1.010,00mm, e os próximo quatro itens são referentes ao estado atual do veículo codificado em binário do tipo “1 entre N”. Este tipo de codificação é o mais adequado, pois possui uma diferenciação equilibrada entre as diferentes codificações de cada valor. Os próximos valores dizem respeito à velocidade do veículo dada em *pixels/s* e o giro de esterçamento do veículo dado em radianos. Os últimos quatro valores representam o próximo estado da manobra, também representados em binário do tipo “1 entre N”.

<i>P</i>	Φ	<i>SF1</i>	<i>SF2</i>	<i>SF3</i>	<i>SR1</i>	<i>SR2</i>	<i>SR3</i>	<i>Estado atual</i>				<i>V</i>	θ	<i>Próximo estado</i>			
858,000	-39,260	397,180	994,000	1004,000	996,000	1007,000	1004,000	1	0	0	0	-40	0,5	1	0	0	0
858,000	-39,200	400,420	994,000	1002,000	995,000	990,000	1002,000	1	0	0	0	-40	0,5	1	0	0	0
858,000	-39,610	401,660	1007,000	992,000	998,000	998,000	992,000	1	0	0	0	-40	0,5	1	0	0	0
858,000	-40,220	414,890	997,000	992,000	998,000	1000,000	992,000	1	0	0	0	-40	0,5	1	0	0	0
858,000	-41,110	407,110	1002,000	1001,000	1010,000	1002,000	1001,000	1	0	0	0	-40	-0,5	0	1	0	0
858,000	-41,180	400,000	1002,000	1010,000	1005,000	997,000	1010,000	0	1	0	0	-40	-0,5	0	1	0	0
858,000	-40,260	394,000	1003,000	1010,000	1004,000	993,000	1010,000	0	1	0	0	-40	-0,5	0	1	0	0
858,000	-40,560	376,110	1001,000	1008,000	991,000	990,000	1008,000	0	1	0	0	-40	-0,5	0	1	0	0
858,000	-39,920	382,320	1004,000	1006,000	993,000	1003,000	1006,000	0	1	0	0	-40	-0,5	0	1	0	0
858,000	-39,900	364,640	1006,000	1008,000	1002,000	992,000	1008,000	0	1	0	0	-40	-0,5	0	1	0	0
858,000	-39,520	353,050	993,000	1009,000	991,000	1004,000	1009,000	0	1	0	0	-40	-0,5	0	1	0	0
858,000	-39,110	357,570	990,000	1005,000	1004,000	997,000	1005,000	0	1	0	0	-40	-0,5	0	1	0	0
858,000	-39,010	354,180	993,000	1008,000	1007,000	991,000	1008,000	0	1	0	0	-40	-0,5	0	1	0	0

Figura 6.4: Amostra da base de exemplos usada para o aprendizado supervisionado da rede neural.

6.1.1.1 Controlador Baseado em Regras - Autômato Finito

Pensando em facilitar e agilizar a coleta de dados foi implementado o Autômato Finito (AF) criado por Heinen et al. (2006a), no qual busca-se através de seis estados descrever a evolução do comportamento de um motorista ao realizar a tarefa de estacionamento paralelo. A Figura 6.5 mostra o diagrama de estados do AF utilizando a abordagem definida anteriormente, que foi codificado em um conjunto de regras:

1. **Procurando vaga:** O início do processo de estacionamento começa com o veículo se deslocando para frente em velocidade constante de 0,15 m/s com a direção reta tentando detectar e calcular o tamanho de uma vaga. Se encontrar, o estado muda para “Posicionando o veículo”;
2. **Posicionando o veículo:** O veículo continua se deslocando para frente, a fim de se emparelhar ao veículo da frente (posição de início da manobra) e também para verificar se

Figura 6.5: Autômato Finito que representa o conhecimento humano para realizar o estacionamento paralelo em seis etapas.

é possível esterçar o veículo usando a abordagem de dois arcos de círculos descrita anteriormente. Se não for possível, o estado volta para “Procurando vaga”. Se for possível esterçar, o estado muda para “Entrando na vaga”;

3. **Entrando na vaga:** O carro vira a direção para a direita conforme Equação 5.7a e começa se movimentar para trás, de forma a entrar na vaga. Quando a orientação do veículo satisfizer a Equação 5.7b o estado passa para “Posicionando na vaga”;
4. **Posicionando na vaga:** neste estado o veículo prossegue para trás, mas com a direção do volante inversa à do estado “Entrando na vaga”. Quando o $SR3 \leq s$, ou a orientação do veículo for menor ou igual à medida inicial em que a manobra foi iniciada (neste momento o veículo estará paralelo ao meio-fio), o estado muda para “Alinhando na vaga”;
5. **Alinhando na vaga:** neste estado o veículo é movimentado de forma a satisfazer a Equação 5.8. Após o alinhamento estar concluído, o estado muda para “Parado” e a manobra é encerrada com sucesso;
6. **Parado:** o veículo reduz a velocidade a zero e desliga o carro;

A codificação em pseudo-algoritmo do AF é apresentado no Apêndice B.

6.1.2 Pré-processamento dos dados

Esta etapa implica em dimensionar as amostras geradas para a faixa de variação dinâmica das funções de ativação das camadas escondidas (foi assumida a tangente hiperbólica com o intuito de evitar a saturação dos neurônios). A função tangente hiperbólica tem por característica a anti-simetria, que contribui para melhorar o processo de convergência da rede durante o aprendizado. Uma das técnicas mais utilizadas é baseada no teorema de Tales, em que o conjunto de valores definidos num intervalo fechado entre x^{min} e x^{max} será convertido para um domínio proporcional entre -1 e 1, o qual representa as variações da função escolhida. A Equação 6.1

exibe o princípio de normalização dos padrões de entrada (treinamento e teste), onde z é o valor normalizado e x é o dado de entrada, tal que $x \in [x^{min}, x^{max}]$.

$$z = \frac{x - x^{min}}{x^{max} - x^{min}} \quad (6.1)$$

Além dos padrões de entrada, os padrões de saída também devem ser normalizados e, mais importante que isso, todos os dados devem ser individualmente normalizados em relação aos seus respectivos valores mínimos e máximos. Vale ressaltar que os valores mínimos e máximos devem compor o conjunto de treinamento. Caso contrário implicarão na redução do domínio de treinamento, existindo provavelmente dados de teste que possam estar na zona de saturação dos neurônios, prejudicando o aprendizado da rede.

6.1.3 Definição das Topologias Candidatas

Com os dados normalizados, é necessário definir as topologias candidatas que serão submetidas ao aprendizado e depois serão avaliadas. Mas antes de definir essas topologias, foram adotadas duas estratégias. A primeira estratégia consiste em ter todas as saídas (esterçamento, velocidade e estados) na mesma rede, enquanto na segunda estratégia, criam-se redes especializadas para cada tipo de saída, visando melhorar o desempenho e reduzir a complexidade. Além disso, para cada estratégia são apresentadas exemplos de quatro cenários diferentes: sensores sem ruído e espaço de estacionamento sem parede; sem ruído e com parede; com ruído e sem parede; com ruído e com parede.

Para a primeira estratégia tem-se a seguinte topologia para a rede MLP:

- Camada de entrada $\rightarrow$ 12 entradas, correspondendo aos seguintes dados: tamanho da vaga, feixe laser SF1, feixe laser SF2, feixe laser SF3, feixe laser SR1, feixe laser SR2, feixe laser SR3, orientação dada pelo IMU, terceiro estado da manobra, quarto estado da manobra, quinto estado da manobra, sexto e último estado da manobra;
- Camada escondida $\rightarrow$ 5, 10, 15 e 20 neurônios, podendo ter 1, 2 ou 3 camadas escondidas;
- Camada de saída $\rightarrow$ 10 neurônios, representando: um sinal contínuo de esterçamento, um valor contínuo representando a velocidade, terceiro estado da manobra, quarto estado da manobra, quinto estado da manobra, sexto e último estado da manobra;

A topologia da rede neural utilizada na primeira estratégia pode ser mais bem compreendida por meio da Figura 6.6

A segunda estratégia apresenta uma topologia na qual cada conjunto de saída será representado por uma rede neural, que se tornará especialista naqueles exemplos de saídas. Este tipo de configuração costuma fornecer melhores resultados que outras estratégias, pois reduz o esforço

Figura 6.6: Topologia da rede neural para a primeira estratégia de estacionamento paralelo.

computacional utilizado nas fases de treinamento e ajustes das topologias neurais. A topologia para a rede MLP utilizando esta estratégia é apresentada na Figura 6.7

Cada saída é representada por uma rede neural que contém a mesma topologia da primeira estratégia, com mudanças na camada de saída. A camada de saída de cada rede neural é responsável por dados específicos de funcionalidade, então a primeira tem somente um neurônio para esterçamento do veículo, a segunda tem somente um neurônio para a velocidade e a última é responsável por definir se o estado do veículo será modificado. Ela contém quatro neurônios para o terceiro estado da manobra, quarto estado da manobra, quinto estado da manobra, sexto e último estado da manobra.

6.2 Resultados de Aprendizado dos Controladores

Neste seção serão apresentados resultados do aprendizado supervisionado realizado nas redes neurais e também resultados simulados do sistema. A primeira estratégia ficou composta de 20 topologias candidatas utilizando o algoritmo RPROP e mais 20 com o método LM, para cada controlador neural. Para a segunda estratégia obtém-se 60 topologias candidatas (20 para cada rede especialista) para RPROP e mais 60 topologias para o método LM. Enfim, somam-se 640 topologias que serão treinadas para análise de eficiência e assim escolher a melhor para cada caso.

Para avaliar o desempenho das topologias candidatas, foi quantificado o erro de percentagem média absoluta (do inglês, *Mean Absolute Percentage Error* - MAPE), onde na Equação 6.2 a resposta desejada é indicada por A_t e a obtida por F_t :

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \cdot 100 \right| \quad (6.2)$$

Figura 6.7: Topologia da rede neural especialista para a segunda estratégia de estacionamento paralelo.

6.2.1 Controlador Neural I

No primeiro controlador neural utilizou-se a primeira estratégia definida anteriormente, assumindo a tangente hiperbólica como função de ativação para todas camadas e os algoritmos de aprendizado RPROP e LM. Este controlador utiliza dados coletados de 55 manobras de estacionamento paralelo, nas quais os sensores simulados não possuem ruídos (não é acrescentado erro aos sensores). Para realizar a manobra o veículo autônomo não conta com a presença de uma parede de auxílio, o que facilitaria a manobra. As 55 manobras resultam em 17.625 exemplos de dados, sendo que, com o uso do *5-fold cross-validation*, $\frac{4}{5}$ dos dados serão usados para treinamento (14.100 exemplos), enquanto $\frac{1}{5}$ serão usados para validação (3.525 exemplos). Foram testadas 20 topologias (Tabela C.1 do Apêndice C) usando o algoritmo RPROP e o algoritmo LM (Tabela C.2 do Apêndice C). A Tabela 6.1 apresenta as três melhores topologias usando RPROP e as três melhores usando LM, levando em consideração a menor quantidade de camadas e a menor quantidade de neurônios.

Tabela 6.1: Resultado das três melhores topologias candidatas para a primeira estratégia (sem ruídos no sensores e sem a presença de parede) usando o algoritmo de aprendizado *Resilient Propagation* e o algoritmo de aprendizado *Levenberg-Marquardt* para o controlador neural I.

Ref. (RPROP)	Neurônios Escondidos	Média Final MAPE (% acertos)		Ref. (LM)	Neurônios Escondidos	Média Final MAPE (% acertos)	
		Trein.	Val.			Trein.	Val.
MLP-19	20-15	98,4	98,4	MLP-26	10	99,5	99,5
MLP-17	20-5	98,3	98,3	MLP-37	20-5	99,5	99,4
MLP-6	10	98,3	98,2	MLP-25	5-20	99,2	99,2

6.2.2 Controlador Neural II

No segundo teste utilizou-se a mesma configuração, porém com a presença de parede para auxiliar o estacionamento, o que pode facilitar a manobra do veículo. A Tabela 6.2 apresenta as três melhores topologias usando RPROP e as três melhores usando LM, levando em consideração a menor quantidade de camadas e a menor quantidade de neurônios. Todos os resultados podem ser visualizados respectivamente na Tabela C.3 e na Tabela C.4, presentes no Apêndice C.

Tabela 6.2: Resultado das três melhores topologias candidatas para a primeira estratégia (sem ruídos no sensores e com a presença de parede) usando o algoritmo de aprendizado *Resilient Propagation* e o algoritmo de aprendizado *Levenberg-Marquardt* para o controlador neural II.

Ref. (RPROP)	Neurônios Escondidos	Média Final MAPE (% acertos)		Ref. (LM)	Neurônios Escondidos	Média Final MAPE (% acertos)	
		Trein.	Val.			Trein.	Val.
MLP-54	15-15	98,8	98,8	MLP-72	15-5	99,7	99,6
MLP-53	15-10	98,7	98,7	MLP-78	20-10	99,7	99,6
MLP-51	15	98,6	98,6	MLP-74	15-15	99,6	99,6

6.2.3 Controlador Neural III

Os testes do terceiro controlador neural também possuem a mesma configuração, porém os dados dos sensores agora têm ruídos e não se utiliza a parede para auxiliar a manobra, o que poderia ser o pior caso para o controlador neural. A Tabela 6.3 apresenta as três melhores topologias usando RPROP e as três melhores usando LM, levando em consideração a menor quantidade de camadas e a menor quantidade de neurônios. Todos os resultados podem ser visualizados respectivamente na Tabela C.5 e na Tabela C.6, presentes no Apêndice C.

Tabela 6.3: Resultado das três melhores topologias candidatas para a primeira estratégia (sensores com ruídos e sem a presença de parede) usando o algoritmo de aprendizado *Resilient Propagation* e o algoritmo de aprendizado *Levenberg-Marquardt* para o controlador neural III.

Ref. (RPROP)	Neurônios Escondidos	Média Final MAPE (% acertos)		Ref. (LM)	Neurônios Escondidos	Média Final MAPE (% acertos)	
		Trein.	Val.			Trein.	Val.
MLP-98	20-10	98,4	98,4	MLP-108	10-10	99,1	99,1
MLP-93	15-10	98,3	98,3	MLP-110	10-20	99,0	99,0
MLP-96	20	98,2	98,2	MLP-113	15-10	99,0	99,0

6.2.4 Controlador Neural IV

Para concluir os testes com controladores usando a primeira estratégia, este último utiliza dados dos sensores com ruídos e novamente existe uma parede para auxiliar a manobra. A Tabela 6.4 apresenta as três melhores topologias usando RPROP e as três melhores usando LM, levando em consideração a menor quantidade de camadas e a menor quantidade de neurônios. Todos os resultados podem ser visualizados respectivamente na Tabela C.7 e na Tabela C.8, presentes no Apêndice C.

Tabela 6.4: Resultado das três melhores topologias candidatas para a primeira estratégia (sensores com ruídos e com a presença de parede) usando o algoritmo de aprendizado *Resilient Propagation* e o algoritmo de aprendizado *Levenberg-Marquardt* para o controlador neural IV.

Ref. (RPROP)	Neurônios Escondidos	Média Final MAPE (% acertos)		Ref. (LM)	Neurônios Escondidos	Média Final MAPE (% acertos)	
		Trein.	Val.			Trein.	Val.
MLP-136	20	98,4	98,4	MLP-151	15	99,2	99,1
MLP-132	15-5	98,4	98,4	MLP-155	15-20	99,2	99,1
MLP-133	15-10	98,4	98,4	MLP-152	15-5	99,1	99,1

6.2.5 Controlador Neural V

Este quinto controlador neural é o primeiro a utilizar a segunda estratégia definida, assumindo as mesmas condições dos outros controladores da primeira estratégia. Os testes foram realizados com dados coletados dos sensores sem ruído e sem a presença de parede para auxílio à manobra de estacionamento. A Tabela 6.5 exibe os resultados das três melhores topologias para a rede especialista em esterçamento usando o algoritmo RPROP (Tabela C.9) e LM (Tabela C.10). Também apresenta os três melhores resultados treinados para a rede que define a velocidade do veículo durante a manobra (respectivamente aos algoritmos de treinamento, a Tabela C.11 e Tabela C.12) e, por fim, as três melhores para a rede que apresenta o próximo estado do veículo (Tabela C.13 e Tabela C.14).

6.2.6 Controlador Neural VI

Os testes com o sexto controlador neural, que é o segundo a utilizar a segunda estratégia definida, foram realizados com dados coletados dos sensores sem ruído e com a presença de parede para auxílio à manobra de estacionamento. A Tabela 6.6 exibe os resultados das três melhores topologias para a rede especialista em esterçamento usando o algoritmo RPROP (Tabela C.15) e LM (Tabela C.16). Também apresenta os três melhores para a rede que define a velocidade do veículo durante a manobra (respectivamente aos algoritmos de treinamento, a Ta-

Tabela 6.5: Resultado das três melhores topologias candidatas para cada rede da segunda estratégia, usando o algoritmo de aprendizado *Resilient Propagation* e o algoritmo de aprendizado *Levenberg-Marquardt* para o controlador neural V.

Ref. (RPROP)	Neurônios Escondidos	Média Final MAPE (% acertos)		Ref. (LM)	Neurônios Escondidos	Média Final MAPE (% acertos)	
		Trein.	Val.			Trein.	Val
MLP-161	5	100,0	100,0	MLP-181	5	100,0	100,0
MLP-171	15	100,0	100,0	MLP-182	5-5	100,0	100,0
MLP-176	20	100,0	100,0	MLP-191	15	100,0	100,0
MLP-217	20-5	95,8	95,8	MLP-238	20-10	98,2	98,1
MLP-219	20-15	95,8	95,8	MLP-236	10-10	98,2	98,0
MLP-212	15-5	95,8	95,7	MLP-228	20	98,0	97,9
MLP-249	10-15	98,7	98,7	MLP-267	10-5	99,9	99,8
MLP-257	20-5	98,5	98,5	MLP-264	5-15	99,8	99,8
MLP-256	20	98,4	98,4	MLP-261	5	99,7	99,6

bela C.17 e Tabela C.18) e, por fim, as três melhores para a rede que apresenta o próximo estado do veículo (Tabela C.19 e Tabela C.20).

Tabela 6.6: Resultado das três melhores topologias candidatas para cada rede da segunda estratégia usando o algoritmo de aprendizado *Resilient Propagation* e o algoritmo de aprendizado *Levenberg-Marquardt* para o controlador neural VI.

Ref. (RPROP)	Neurônios Escondidos	Média Final MAPE (% acertos)		Ref. (LM)	Neurônios Escondidos	Média Final MAPE (% acertos)	
		Trein.	Val.			Trein.	Val
MLP-296	20	100,0	100,0	MLP-301	5	100,0	100,0
MLP-289	10-15	100,0	100,0	MLP-302	5-5	100,0	100,0
MLP-281	5	99,9	99,9	MLP-311	15	100,0	100,0
MLP-339	20-15	97,60	97,5	MLP-349	10-15	99,1	99,0
MLP-334	15-15	97,5	97,5	MLP-351	15	99,0	98,9
MLP-332	15-5	97,4	97,4	MLP-356	20	99,0	98,9
MLP-374	15-15	99,2	99,2	MLP-381	5	99,9	99,9
MLP-371	15	99,2	99,1	MLP-388	10-10	99,9	99,8
MLP-376	20	99,1	99,1	MLP-394	15-15	99,8	99,7

6.2.7 Controlador Neural VII

O sétimo controlador utiliza dados dos sensores com ruído e sem a presença de parede para auxílio a manobra de estacionamento, ressaltando que este seria o pior caso. A Tabela 6.7 exibe os resultados das três melhores topologias para a rede especialista em esterçamento usando o algoritmo RPROP (Tabela C.21) e LM(Tabela C.22). Também apresenta os três melhores para a rede que define a velocidade do veículo durante a manobra (repectivamente aos algoritmos de

treinamento, a Tabela C.23 e Tabela C.24) e, por fim, as três melhores para a rede que apresenta o próximo estado do veículo (Tabela C.25 e Tabela C.26).

Tabela 6.7: Resultado das três melhores topologias candidatas para cada rede da segunda estratégia usando o algoritmo de aprendizado *Resilient Propagation* e o algoritmo de aprendizado *Levenberg-Marquardt* para o controlador neural VII.

Ref. (RPROP)	Neurônios Escondidos	Média Final MAPE (% acertos)		Ref. (LM)	Neurônios Escondidos	Média Final MAPE (% acertos)	
		Trein.	Val.			Trein.	Val.
MLP-410	10-20	100,0	100,0	MLP-421	5	100,0	100,0
MLP-414	15-15	100,0	100,0	MLP-427	10-5	100,0	100,0
MLP-401	5	99,9	99,9	MLP-431	15	100,0	100,0
MLP-458	20-10	96,0	96,0	MLP-447	20-5	96,8	96,7
MLP-447	10-5	95,9	95,9	MLP-476	20	96,6	96,6
MLP-453	15-10	95,9	95,9	MLP-461	5	96,5	96,5
MLP-499	20-15	98,7	98,7	MLP-505	5-20	99,3	99,3
MLP-493	15-10	98,6	98,6	MLP-511	15	99,3	99,2
MLP-496	20	98,5	98,5	MLP-502	5-5	99,2	99,2

6.2.8 Controlador Neural VIII

O último controlar neural testado utiliza dados dos sensores com ruído e com a presença de parede para auxílio a manobra de estacionamento. A Tabela 6.8 exibe os resultados das três melhores topologias para a rede especialista em esterçamento usando o algoritmo RPROP (Tabela C.27) e LM(Tabela C.28). Também apresenta os três melhores para a rede que define a velocidade do veículo durante a manobra (repectivamente aos algoritmos de treinamento, a Tabela C.29 e Tabela C.30) e, por fim, as três melhores para a rede que apresenta o próximo estado do veículo (Tabela C.31 e Tabela C.32).

6.3 Resultados Simulados e Discussão

Os resultados de aprendizado dos controladores foram satisfatórios, obtendo no pior caso (sensores com ruído e sem parede de auxílio) da primeira estratégia um valor de aprendizado de 99%, o que quer dizer que a rede deixou de aprender 1% dos exemplos passados para ela. Como a amostra de exemplos é grande (17.625 exemplos) este valor pode representar problemas, pois equivale a não aprender 176 exemplos. Na segunda estratégia obteve 100% de acertos na rede que realiza o esterçamento do veículo e 99% na rede que troca os estados da manobra. Porém, nota-se um baixo aprendizado de 96,6% na rede que troca a velocidade do veículo. Valor este que representa 1.058 exemplos não aprendidos.

Os controladores foram avaliados através do mesmo conjunto de coleta de dados (55 manobras, variando-se o tamanho da vaga e a distância lateral do veículo) para o pior caso de cada

Tabela 6.8: Resultado das três melhores topologias candidatas para cada rede da segunda estratégia usando o algoritmo de aprendizado *Resilient Propagation* e o algoritmo de aprendizado *Levenberg-Marquardt* para o controlador neural VIII.

Ref. (RPROP)	Neurônios Escondidos	Média Final MAPE (% acertos)		Ref. (LM)	Neurônios Escondidos	Média Final MAPE (% acertos)	
		Trein.	Val.			Trein.	Val.
MLP-530	10-20	100,0	100,0	MLP-542	5-5	100,0	100,0
MLP-540	20-20	100,0	100,0	MLP-551	15	100,0	100,0
MLP-531	15	99,9	99,9	MLP-556	20	100,0	100,0
MLP-572	15-5	96,3	96,3	MLP-598	20-10	97,0	97,0
MLP-577	20-5	96,3	96,3	MLP-594	15-15	97,0	96,9
MLP-564	15-15	96,2	96,2	MLP-589	10-15	96,9	96,8
MLP-618	20-10	98,7	98,6	MLP-634	15-15	99,5	99,4
MLP-608	10-10	98,6	98,6	MLP-640	20-20	99,5	99,3
MLP-601	5	98,5	98,5	MLP-626	10	99,4	99,3

estratégia adotada, ou seja, foi testada a melhor topologia do controlador III e a melhor topologia do controlador VII. Os resultados simulados realizados foram todos satisfatórios, mostrando que ambos os controladores conseguiram, nas 55 manobras, realizar todos os estacionamentos. A Figura 6.8(a) à Figura 6.8(b) exibem duas manobras executadas com o controlador III, e a Figura 6.9(a) e a Figura 6.9(b) exibe à mesma configuração da manobra, mas agora executada no controlador VII.

Figura 6.8: Manobras realizadas com o controlador III no simulador e analisadas visualmente:

(a) $P = 830,00mm$ e $\Delta y = 43,00mm$; (b) $P = 908,00mm$ e $\Delta y = 65,00$.

Figura 6.9: Manobras realizadas com o controlador VII no simulador e analisadas visualmente: (a) $P = 830,00mm$ e $\Delta y = 43,00mm$; (b) $P = 908,00mm$ e $\Delta y = 65,00$.

Após verificar na simulação que todos os estacionamento foram realizados com sucesso, ainda era complicado avaliar o quão bem um veículo está estacionado. Para isso foi realizada uma pesquisa na literatura por medidas que pudessem avaliar este problema, mas nada foi encontrado. Tendo esta dificuldade em vista, foi proposto um método de similaridade baseado em regiões, na qual é calculada a área (expressa em número de *pixels*) que compreende o veículo após a manobra. Assim, são coletadas as posições e orientações dos três veículos (veículo A, veículo B e veículo manobrado) no final de cada simulação e verifica-se o mesmo está dentro de uma área estacionável e perto da posição desejável (Figura 6.10).

Figura 6.10: Representação da área de estacionamento e da área posição final desejada do veículo dentro da área de estacionamento.

A posição desejável que o carro deve estar após manobrá-lo é o centro da vaga. Esta posição pode ser calculada através dos vértices dos veículos A e B. Para definir uma região de estacionamento (não existe na literatura), foi considerada para λ_x uma distância de 10% do comprimento do veículo ($\lambda_x = \frac{L \cdot 0,1}{2}$). Ela poderia ser maior, uma vez que parar um pouco para frente ou para trás do centro não quer dizer que o motorista errou a manobra. Para λ_y foram encontradas variações nas leis de trânsito dependendo do país. No caso do Brasil o veículo pode estar até 50cm distante do meio-fio. Realizando as conversões para o mini-veículo de teste deste trabalho, o valor foi de 25% da largura do mini-veículo utilizado ($\lambda_y = \frac{W \cdot 0,25}{2}$). Como os veículos neste trabalho são expressos em objetos retangulares e com dimensões de $m \times n$ *pixels*, esses *pixels* $f(x, y)$ do veículo são representados pelo valor 1 (levando em consideração uma imagem binária). A Equação 6.3, define como a área é calculada

$$\text{Área} = \sum_{x=0}^{m-1} \sum_{y=0}^{n-1} f(x, y) \quad (6.3)$$

A medida de similaridade leva em consideração a intersecção dos pontos de um objeto A (posição desejável de estacionamento) com um objeto B (posição obtida de estacionamento),

conforme a Equação 6.4. Com isto é encontrado o quão próximo o veículo estacionado está do posição desejável:

$$A \cap B = \{c \mid c \in A \text{ e } c \in B\} \quad (6.4)$$

Foram definidos dois critérios para verificar o quão bem o veículo está estacionado. No primeiro critério analisa-se todos os vértices do veículo se encontram dentro da área de estacionamento. Se algum vértice não estiver dentro, a posição do veículo é definida como não permitida e a manobra é dita inválida. O segundo critério leva em consideração a medida de similaridade proposta. Após a definição dos critérios, foram realizadas análises em todas as manobras antes definidas como realizadas com sucesso para verificar o quão bem elas foram executadas. A Figura 6.11 exibe um exemplo exagerado do funcionamento da medida proposta.

Figura 6.11: Exemplo da medida de similaridade: (a) mostra como o veículo ficou posicionado na região de estacionamento desejada; (b) imagem binária da área de estacionamento desejada; (c) posição obtida do veículo dentro da área desejada; (d) área final de similaridade deste exemplo com 81,4%.

Na Figura 6.11(a) é exibido a região de estacionamento desejável e como o veículo ficou posicionado após a manobra. A Figura 6.11(b) exibe a posição desejável de parada do veículo em uma imagem binária. A Figura 6.11(c) mostra a posição obtida do veículo também em binário, para que se possa comparar as regiões. Sendo assim, a Figura 6.11(d) apresenta a área

de similaridade entre a posição desejável e a posição obtida. Vale lembrar que, para esta posição, o estacionamento já seria dito inválido, pois o veículo ficou fora da área de estacionamento.

Com o primeiro critério de avaliação (todos os vértices do veículo devem estar dentro da área de estacionamento) tem-se que o controlador neural III conseguiu somente estacionar bem em 53 dos 55 casos, ou seja, aproximadamente 96% das manobras realizadas obtiveram sucesso no estacionamento. O controlador VII foi melhor, acertando 54 dos 55 casos, obtendo aproximadamente 98% de sucesso. Sendo assim, dentre as regiões analisadas para o controlador III conseguiu-se obter, no pior caso, 85,4% de similaridade e para o melhor caso, 98,6% de similaridade. O controlador VII conseguiu para o pior caso 87,5% e para o melhor caso 99,0%. Isso confirma que a segunda estratégia é melhor que a primeira, tanto nos resultados de treinamento da rede, como nas métricas definidas para saber o quão bem o carro parou na vaga de estacionamento.

6.4 Considerações Finais

Este capítulo descreveu a abordagem desenvolvida para construção do controlador neural. Esta abordagem levou em consideração as entradas e saídas dos sensores, assim como o estado da manobra em que o veículo se encontrava. Além disso, foi demonstrada através de simulações realizadas no MatLab a região onde o veículo poderia iniciar a manobra. Através desta região e das etapas de estacionamento, foi implementado um Autômato Finito para coletar os dados durante a trajetória de estacionamento. Na sequência estes dados foram apresentados a diversas topologias de duas estratégias diferentes, obtendo resultados de treinamento superiores à 96% de sucesso. Os piores casos (sensores com ruídos e sem a presença de paredes) foram implementados no simulador e definidas métricas para avaliação. O controlador neural III conseguiu obter 96% de sucesso, pois duas manobras ficaram um pouco fora da vaga, e o controlador VII teve 98% de sucesso, sendo que somente uma manobra ficou com uma pequena ponta fora da área de estacionamento.

Conclusões e Perspectivas Futuras

Esta dissertação apresentou um sistema inteligente para realizar a manobra de estacionamento paralelo com uma única manobra entre dois veículos, utilizando técnicas de aprendizado supervisionado com Redes Neurais Artificiais (RNA). Os resultados das simulações demonstram um sistema que possui a capacidade de realizar a manobra, sem bater nos demais obstáculos ao seu redor até mesmo para novos casos apresentados ao controlador neural.

O desenvolvimento deste trabalho teve início com o levantamento bibliográfico dos principais trabalhos sobre estacionamento autônomo das últimas duas décadas. Foi verificado que poucos são os trabalhos atualmente que utilizam RNA para realizar a manobra, menos ainda os que fazem uso de arquiteturas robóticas reativas. Por isso foi estudada uma técnica de aprendizado de máquina supervisionado que seria utilizado nesta pesquisa (RNA). Logo em seguida foram apresentadas informações dos modelos de ambientes, da cinemática que é utilizada para movimentar o veículo e dos sensores que servem para o veículo perceber o ambiente. Assim, foi desenvolvido um simulador específico para o trabalho que utiliza as informações estudadas. Resultados simulados expressivos foram obtidos com o controlador neural desenvolvido.

Quanto ao desenvolvimento do controlador neural é necessário enfatizar que o processo é quase exclusivamente empírico, demandando experiência ao se definir uma arquitetura de RNA para qualquer tipo de problema. Ressalta-se também a importância de pré-processamento dos dados das entrada do controlador, devido a sua influência direta no aprendizado da RNA. Haja vista a diferença nos resultados dos treinamentos das RNAs de arquiteturas equivalentes apenas substituindo-se os dados de entrada. O interessante de usar RNA é que, depois de bem treinada, ela é capaz de responder satisfatoriamente a casos não apresentados. Foram realizados diversos testes, levando em consideração sensores sem erros e com erros, além de vagas sem e com

a presença de paredes. Vale ressaltar que todas as RNAs foram implementadas em MatLab, dado o conhecimento prévio da ferramenta e sua facilidade de prototipagem rápida. Logo em seguida o sistema neural (DLL gerada pelo MatLab) era importado no simulador, a fim de avaliar o resultado final em diferentes casos.

Este projeto demonstrou que as simulações realizadas utilizando o controlador desenvolvido foram capazes de alcançar com sucesso os objetivos previstos, tanto no que se refere ao aprendizado da tarefa, quanto ao que se refere ao controle do veículo durante a manobra de estacionamento. Mesmo com resultados simulados deve-se levar em consideração que o controle do robô é reativo, o que não sofreria muitas modificações se implementado e testado no mundo real, pois ele não depende de outras informações além das implementadas neste trabalho. Para validar o quão bom o veículo está estacionado na vaga, foram criados dois critérios de avaliação, que consistiram em verificar se o veículo estava dentro de uma área de estacionamento e na sequência fez uso de uma medida de similaridade por regiões.

Apesar disto o trabalho possui algumas limitações em relação ao simulador e ao controlador. São elas, até o momento: o veículo protótipo somente procura vaga, e estaciona à direita; o controlador somente serve para vagas paralelas; o ambiente desenvolvido é bidimensional o que reduz o realismo da simulação; somente foram simulados veículos geometricamente quadrados, sendo que a maioria dos veículos tem os cantos arredondados.

Este trabalho contribui para o projeto do Laboratório de Robótica Móvel da EESC-USP em parceria com o INCT-INOF e INCT-SEC, e tem como proposta o desenvolvimento de um carro autônomo. O veículo, dentre todos os problemas de navegação, mapeamento e localização, também deverá realizar a manobra de estacionamento de forma autônoma no futuro. Desta forma, o sistema inteligente de estacionamento paralelo perfeito apresentado pode ser visto também como uma contribuição para o sistema inteligente total do projeto, sendo este apenas o início de outros trabalhos.

7.1 Trabalhos Futuros

Como perspectiva para trabalho futuros inclui-se o desenvolvimento de um simulador tridimensional para o Laboratório de Robótica Móvel da EESC-USP. Este simulador já se encontra em desenvolvimento por dois alunos do curso de Ciência da Computação da Escola de Engenharia de Piracicaba (EEP) em seus Trabalho de Conclusão de Curso (TCC). Os alunos da EEP estão neste primeiro momento integrando a linguagem C++, a biblioteca auxiliar Boost, a *engine*⁹ gráfica Ogre3D e a *engine* de física Bullet. Outro aluno da EESC também está participando e ficou encarregado de simular os sensores usando *multithreads*¹ no ambiente gráfico.

⁹*Engine* na computação é um conjunto de funcionalidades que são disponibilizadas para facilitar o desenvolvimento de aplicações na parte gráfica, ou na parte física, ou na parte de inteligência artificial, etc.

¹*Multithread* na computação é a característica dos sistemas que permitem repartir a utilização do processador entre várias tarefas aparentemente simultaneamente

Atualmente o veículo real que serviu de modelo para o veículo simulado está sendo equipado com dois sensores laser Hokuyo e um sensor inercial, para validar de forma realista o sistema desenvolvido no mundo real. O grupo já estuda outras técnicas como Algoritmos Genéticos, *Fuzzy* e Híbridas para integrar ao sistema desenvolvido e fazer novos testes. Estudos relacionados à abordagem por planejamento de trajetórias serão feitos no futuro como forma de integrar todos os trabalhos realizados pelos outros mestrandos e doutorandos, a fim de tornar o sistema de estacionamento do veículo ainda mais robusto. Por fim, outro trabalho interessante e que também se encontra em andamento por um aluno de Iniciação Científica é a criação de uma função para localizar a vaga, esteja ela à direita, à esquerda ou em outro lugar do ambiente (mesmo em curvas).

Referências Bibliográficas

- ANDRADE, K. O.; JARDIM, B.; JOAQUIM, R. C.; ITO, G. G.; SIQUEIRA, A. A. G.; CAURIN, G. A. P.; AMARAL, L. M. S. A game-based framework for robotic rehabilitation. In: DINAME, ed. *14th International Symposium on Dynamic Problems of Mechanics* -, Anais do DINAME 2011, 2011.
- BAJRACHARYA, M.; TANG, B.; HOWARD, A.; TURMON, M.; MATTHIES, L. Learning long-range terrain classification for autonomous navigation. In: *IEEE International Conference on Robotics and Automation, ICRA 2008*, 2008, p. 4018–4024.
- BAKER, C.; DOLAN, J. Street smarts for boss. *IEEE Robotics & Automation Magazine*, v. 16, n. 1, p. 78–87, 2009.
- BONNEVI, T.; SIRYANI, R.; GUINAMARD, A. IG-500, world smallest inertial navigation system. In: *3rd US-European Competition and Workshop on Micro Air Vehicle Systems (MAV07) & European Micro Air Vehicle Conference and Flight Competition (EMAV2007)*, Toulouse - France, 2007.
- BORENSTEIN, J.; EVERETT, H. R.; FENG, L.; WEHE, D. Mobile robot positioning: Sensors and techniques. *Journal of Robotic Systems*, v. 14, n. 4, p. 231–249, 1997.
- BORENSTEIN, J.; FENG, L.; BORENSTEIN, C. J. Measurement and correction of systematic odometry errors in mobile robots. *IEEE Transactions on Robotics and Automation*, v. 12, p. 869–880, 1996.
- BOSCH Parking made easy - parking assistance systems from bosh. <http://twixar.com/nspkIn9yGPC>, acesso em: 21 mar. 2011, 2011.
- BRAGA, A. P.; LUDEMIR, T. B.; CARVALHO, A. C. P. L. F. *Redes neurais artificiais: Teoria e aplicações*. 2 ed. LTC Editora, 283 p., 2007.

- BUSCHKA, P.; SAFFIOTTI, R. Some notes on the use of hybrid maps for mobile robots. In: *Proceedings of the 8th International Conference on Intelligent Autonomous Systems (IAS)*, 2004, p. 547–556.
- CABRERA-COSETL, R.; MORA-ALVAREZ, M. Z.; ALEJOS-PALOMARES, R. Self-parking system based in a fuzzy logic approach. In: *Proceedings of the 2009 International Conference on Electrical, Communications, and Computers, CONIELECOMP '09*, Washington, DC, USA: IEEE Computer Society, 2009, p. 119–124.
- CHAO, C.-H.; HO, C.-H.; LIN, S.-H.; LI, T. H. S. Omni-directional vision-based parallel-parking control design for car-like mobile robot. In: *Proceedings of IEEE International Conference Mechatronics ICM '05*, 2005, p. 562–567.
- CHATILA, R.; LAUMOND, J. Position referencing and consistent world modeling for mobile robots. In: *Proceedings of IEEE International Conference Robotics and Automation*, 1985, p. 138–145.
- CHU, A.; KAZEROONI, H.; ZOISS, A. On the biomimetic design of the Berkeley Lower Extremity Exoskeleton (BLEEX). In: *Proceedings of the 2005 IEEE International Conference on Robotics and Automation*, Barcelona, 2005, p. 4345 – 4352.
- DAN FORESEE, F.; HAGAN, M. T. Gauss-newton approximation to bayesian learning. In: *International Conference on Neural Networks*, 1997, p. 1930–1935.
- DEMIRLI, K.; KHOSHNEJAD, M. Autonomous parallel parking of a car-like mobile robot by a neuro-fuzzy sensor-based controller. *Fuzzy Sets and Systems*, v. 160, n. 19, p. 2876–2891, 2009.
- DRISS, A.; RODRIGUES, V.; COHENS, P. Parking a vision-guided automobile vehicle. In: *Proceedings of the Third IEEE Conference on Control Applications*, 1994, p. 59–64.
- DUDEK, G.; JENKIN, M. *Computational principles of mobile robotics*. New York, NY, USA: Cambridge University Press, 2000.
- DUDEK, G.; JENKIN, M. Inertial sensors, gps, and odometry. In: SICILIANO, B.; KHATIB, O., eds. *Springer Handbook of Robotics*, Springer Berlin Heidelberg, p. 477–490, 2008.
- ELECTRONICS, C. Rotary encoders: Operating principles. <http://copal-electronics.info/en/00097/00e87.pdf>, acesso em: 30 junho. de 2011., 2009.
- FERREIRA, A. B. H. *Dicionário novo aurélio século xxi língua portuguesa grande*. 3 ed. Positivo, 2004.
- FORHAN, N. A. E. *Giroscópios MEMS*. Relatório técnico-científico, Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais - INPE, São José dos Campos - SP - Brasil, iNPE-16671-RPQ/848, 2010.

- GILLESPIE, T. D. *Fundamentals of vehicle dynamics*. SAE International, 519 p., 1992.
- GORINEVSKY, D.; KAPITANOVSKY, A.; GOLDENBERG, A. Design of radial basis function-based controller for autonomous parking of wheeled vehicles. In: *American Control Conference, 1994*, 1994, p. 806–810.
- GORINEVSKY, D.; KAPITANOVSKY, A.; GOLDENBERG, A. Neural network architecture for trajectory generation and control of automated car parking. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, v. 4, n. 1, p. 50–56, 1996.
- GRABIANOWSKI, E. How self-parking car works. <http://auto.howstuffworks.com/car-driving-safety/safety-regulatory-devices/self-parking-car.htm>, acesso em: 21 mar. de 2011., 2007.
- GUPTA, A.; DIVEKAR, R.; AGRAWAL, M. Autonomous parallel parking system for ackerman steering four wheelers. In: *Proceedings of IEEE International Conference Computational Intelligence and Computing Research (ICCIC)*, 2010, p. 1–6.
- HAGAN, M. T.; MENHAJ, M. B. Training feedforward networks with the marquardt algorithm. *IEEE Transactions on Neural Networks*, v. 5, n. 6, p. 989–993, 1994.
- HAYKIN, S. *Redes neurais: Princípios e prática*. 2 ed. Bookman, 2001.
- HEINEN, F.; FORTES, L.; OSÓRIO, F. S. Controle inteligente de veículos autônomos: Automação do processo de estacionamento de carros. In: *Anais do SEMINCO 2001 - FURB*, Blumenau, 2001, p. 35–46.
- HEINEN, F. J. *Sistema de controle híbrido para robôs móveis autônomos*. Dissertação de mestrado, Unisinos, São Leopoldo, RS, 2002.
- HEINEN, M.; OSÓRIO, F.; HEINEN, F.; KELBER, C. Estacionamento de um veículo de forma autônoma utilizando redes neurais artificiais. In: *XXVI Congresso da Sociedade Brasileira de Computação*, UFMS - Campo Grande, 2006a.
- HEINEN, M. R.; OSÓRIO, F. S.; HEINEN, F.; KELBER, C. Uso de realidade virtual no desenvolvimento de um sistema de controle do estacionamento de veículos autônomos. In: *Anais do VIII Simpósio Brasileiro de Realidade Virtual (SVR)*, Belém, Pará, 2006b, p. 245–256.
- HEINEN, M. R.; OSÓRIO, F. S.; HEINEN, F. J.; KELBER, C. SEVA3D: autonomous vehicles parking simulator in a three-dimensional environment. *INFOCOMP Journal of Computer Science*, v. 6, n. 2, p. 63–70, 2007.

- HERNANDES, A. C.; MENDONÇA, A. S. B.; ANDRADE, K. O.; BECKER, M. Redes neurais artificiais aplicadas à baliza paralela de veículo de passeio em ambiente simulado. In: *Anais do CONEM 2010*, Campina Grande - PB: CONEM 2010 - Congresso Nacional de Engenharia Mecânica, 2010, p. 1–10.
- HERRMANN, N. Ein mathematisches modell zum parallelparken. <http://www.ifam.uni-hannover.de/herrmann/PARKEN.PDF>, acesso em: 3 dez. 2010, 2003.
- HONDA Humanoid robot asimo. <http://world.honda.com/ASIMO/>, acesso em 28/03/2011, 2011.
- HOYLE, R. Requirements for a perfect s-shaped parallel parking manoeuvre in a simple mathematical model. <http://personal.maths.surrey.ac.uk/st/R.Hoyle/papers/parkingformula.pdf>, acesso em: 3 dez. 2010, 2003.
- HSU, T.-H.; LIU, J.-F.; YU, P.-N.; LEE, W.-S.; HSU, J.-S. Development of an automatic parking system for vehicle. In: *Proceedings of IEEE Vehicle Power and Propulsion Conference. VPPC '08*, 2008, p. 1–6.
- HUA, W.; CUIQIN, M.; LIJUAN, Z. A brief review of machine learning and its application. In: *International Conference on Information Engineering and Computer Science, 2009. ICI-ECS 2009*, 2009, p. 1 –4.
- HUANG, S.-J.; LIN, G.-Y. Parallel auto-parking of a model vehicle using a self-organizing fuzzy controller. *Proceedings of The Institution of Mechanical Engineers Part D-journal of Automobile Engineering*, v. 224, p. 997–1012, 2010.
- HUI, N. B. Coordinated motion planning of multiple mobile robots using potential field method. In: *International Conference on Industrial Electronics, Control & Robotics (IECR)*, 2010, p. 6–11.
- HUSQVARNA Automower (Robotic lawn mower). <http://www.husqvarna.com>, acesso em 28/03/2011, 2011.
- IBGE Censo 2010: população do brasil é de 190.732.694 pessoas. <http://veja.abril.com.br/noticia/brasil/populacao-brasileira-e-de-190-732-694-pessoas-revela-censo>, acesso em: 21 mar. 2011, 2011.
- ILL, Z. J.; JI, X. D.; WAN, K. J.; BAE, K. Y. A study of autonomous parking for a 4-wheel driven mobile robot. In: *Proceedings of Chinese Control Conference. CCC 2007*, 2007, p. 179–184.
- IROBOT Cleaning robots (Roomba, Scooba, Dirt Dog, Verro). <http://www.irobot.com/>, acesso em 28/03/2011, 2011.

- JIANG, K.; SENEVIRATNE, L. D. A sensor guided autonomous parking system for nonholonomic mobile robots. In: *Proceedings. 1999 IEEE International Conference on Robotics and Automation, 1999*, 1999, p. 311–316.
- JUNG, H. G.; CHO, Y. H.; YOON, P. J.; KIM, J. Scanning laser radar-based target position designation for parking aid system. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, v. 9, n. 3, p. 406–424, 2008a.
- JUNG, H. G.; KIM, D. S.; YOON, P. J.; KIM, J. Light stripe projection based parking space detection for intelligent parking assist system. In: *Proceedings of IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2007*, p. 962–968.
- JUNG, H. G.; KIM, D. S.; YOON, P. J.; KIM, J. Two-touch type parking slot marking recognition for target parking position designation. In: *Proceedings of IEEE Intelligent Vehicles Symposium, 2008b*, p. 1161–1166.
- KAEMPCHEN, N.; FRANKE, U.; OTT, R. Stereo vision based pose estimation of parking lots using 3d vehicle models. In: *Proceedings of IEEE Intelligent Vehicle Symposium, 2002*, p. 459–464.
- KHOUKHI, A.; DEMIRLI, K. Near-optimal energy fuzzy parking of mobile robots. In: *Proceedings of 5th IEEE GCC Conference Exhibition, 2009*, p. 1–8.
- KOCHEM, M.; NEDDENRIEP, R.; ISERMANN, R. Accurate local vehicle dead-reckoning for a parking assistance system. In: *Proceedings of the American Control Conference, 2002*, p. 6.
- KONDAK, K.; HOMMEL, G. Computation of time optimal movements for autonomous parking of non-holonomic mobile platforms. In: *Proceedings of IEEE ICRA International Conference Robotics and Automation, 2001*, p. 2698–2703.
- KREBS, H.; DIPIETRO, L.; LEVY-TZEDEK, S.; FASOLI, S.; RYKMAN-BERLAND, A.; ZIPSE, J.; FAWCETT, J.; STEIN, J.; POIZNER, H.; LO, A.; VOLPE, B.; HOGAN, N. A paradigm shift for rehabilitation robotics. *IEEE Engineering in Medicine and Biology Magazine*, v. 27, n. 4, p. 61–70, 2008.
- LAUGIER, C.; FRAICHARD, T.; PAROMTCHIK, I. E.; GARNIER, P. Sensor-based control architecture for a car-like vehicle. In: *Proceedings of IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems, 1998*, p. 216–222.
- LAW, A. M.; KELTON, W. D. *Simulation modeling and analysis*. 3 ed. New York, NY: McGraw-Hill, 2000.

- LEE, C.-K.; LIN, C.-L.; SHIU, B.-M. Autonomous vehicle parking using artificial intelligent approach. In: *4th International Conference on Autonomous Robots and Agents, 2009. ICARA 2009.*, 2009, p. 496–501.
- LEE, K.-H.; EHSANI, R. Comparison of two 2d laser scanners for sensing object distances, shapes, and surface patterns. *Computers and Electronics in Agriculture*, v. 60, n. 2, p. 250 – 262, 2008.
- LEE, T.-C.; TSAI, C.-Y.; SONG, K.-T. A motion planning approach to fast parking control of mobile robots. In: *Proceedings. ICRA '03. IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2003, p. 905–910.
- LEE, T.-C.; TSAI, C.-Y.; SONG, K.-T. Fast parking control of mobile robots: a motion planning approach with experimental validation. *IEEE Transactions on Control Systems Technology*, v. 12, n. 5, p. 661–676, 2004.
- LI, T.-H.; CHANG, C.-C.; YE, Y.-J.; TASI, G.-R. Autonomous parking control design for car-like mobile robot by using ultrasonic and infrared sensors. In: BREDENFELD, A.; JACOFF, A.; NODA, I.; TAKAHASHI, Y., eds. *RoboCup 2005: Robot Soccer World Cup IX*, v. 4020 de *Lecture Notes in Computer Science*, Springer Berlin / Heidelberg, p. 472–479, 2006.
- LI, T.-H.; CHANG, S.-J. Autonomous fuzzy parking control of a car-like mobile robot. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans*, v. 33, n. 4, p. 451–465, 2003.
- LI, T.-H.; YEH, Y.-C.; WU, J.-D.; HSIAO, M.-Y.; CHEN, C.-Y. Multifunctional intelligent autonomous parking controllers for carlike mobile robots. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, v. 57, n. 5, p. 1687–1700, 2010.
- LI, T.-H. S.; CHANG, S.-J.; CHEN, Y.-X. Implementation of autonomous fuzzy garage-parking control by an fpga-based car-like mobile robot using infrared sensors. In: *Proceedings. ICRA 2003. IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 2003a, p. 3776–3781.
- LI, T.-H. S.; CHANG, S.-J.; CHEN, Y.-X. Implementation of human-like driving skills by autonomous fuzzy behavior control on an FPGA-based car-like mobile robot. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, v. 50, n. 5, p. 867–880, 2003b.
- LINDEN, R. *Algoritmos genéticos*. 2 ed. Brasport, 428 p., 2008.
- LO, Y.; RAD, A.; WONG, C.; HO, M. Automatic parallel parking. In: *Proceedings of IEEE Intelligent Transportation Systems*, 2003, p. 1190–1193.

- LUDWIG JR., O.; COSTA, E. M. M. *Redes neurais - fundamentos e aplicações com programas em C*. Rio de Janeiro: Ciência Moderna, 136 p., 2007.
- MARSHALL, D. *Programming microsoft visual c# 2008: The language*. 2nd ed. Microsoft Press, 2008.
- MEDEIROS, A. Introdução à robótica. In: *Anais do XVII Encontro Nacional de Automática*, Natal - RN: 50a reunião anual da Sociedade Brasileira para o Progresso da Ciência - SBPC, 1998, p. 56–65.
- MORGAN, S. *Programming microsoft robotics studio*. Redmond, WA - USA: Microsoft Press, 2008.
- MURRAY, R. M.; SASTRY, S. S. Nonholonomic motion planning: steering using sinusoids. *IEEE Transactions on Automatic Control*, v. 38, n. 5, p. 700–716, 1993.
- NAO Aldebaran robotics. <http://www.aldebaran-robotics.com/>, acesso em: 5 mai. de 2011, 2011.
- OENTARYO, R. J.; PASQUIER, M. Self-trained automated parking system. In: *8th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision*, Kunming - China, 2004, p. 1005–1010.
- OETIKER, M. B.; BAKER, G. P.; GUZZELLA, L. A navigation-field-based semi-autonomous nonholonomic vehicle-parking assistant. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, v. 58, n. 3, p. 1106–1118, 2009.
- OSÓRIO, F. S.; HEINEN, F.; FORTES, L. Controle da tarefa de estacionamento de um veículo autônomo através do aprendizado de um autômato finito usando uma rede neural j-cc. In: *VII Simpósio Brasileiro de Redes Neurais*, Porto de Galinhas - Recife: Anais do VII SBRN, 2002, p. 1–6.
- PARK, W.-J.; KIM, B.-S.; SEO, D.-E.; KIM, D.-S.; LEE, K.-H. Parking space detection using ultrasonic sensor in parking assistance system. In: *Proceedings of IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 2008, p. 1039–1044.
- PAROMTCHIK, I. E.; LAUGIER, C. Autonomous parallel parking of a nonholonomic vehicle. In: *Proceedings of the 1996 IEEE Intelligent Vehicles Symposium*, 1996a, p. 13–18.
- PAROMTCHIK, I. E.; LAUGIER, C. Motion generation and control for parking an autonomous vehicle. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Robotics and Automation*, 1996b, p. 3117–3122.
- PINHEIRO, B. C. Sistema de controle tempo real embarcado para automação de manobra de estacionamento. In: *Proceedings of the American Control Conference*, Florianópolis, 2009.

- PLAYER The player project. <http://playerstage.sourceforge.net/>, acesso em: 21 mar. de 2011., 2011.
- REZENDE, S. O. *Sistemas inteligentes: Fundamentos e aplicações*. Barueri, SP, Brasil: Manole, 2005.
- RIEDMILLER, M.; BRAUN, H. A direct adaptive method for faster backpropagation learning: the rprop algorithm. In: *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*, 1993, p. 586–591.
- ROSSI, A.; ROSATI, G. Rehabilitation robotics in padua, italy. In: *Proc. IEEE 10th Int. Conf. Rehabilitation Robotics ICORR 2007*, 2007, p. 323–327.
- ROTH, W. J. Einparken - ein ideales thema für experimentelle geometrie und projektarbeit. <http://www.mathematik.tu-dortmund.de/ieem/cms/media/BzMU/BzMU2007/Roth.pdf>, acesso em: 5 dez. de 2010, 2009.
- RUSSEL, S.; NORVIG, P. *Inteligencia artificial*. São Paulo: Editora Campus, 1040 p., 2004.
- RUSU, R. B.; MALDONADO, A.; BEETZ, M.; GERKEY, B. Extending Player/Stage/Gazebo towards Cognitive Robots Acting in Ubiquitous Sensor-equipped Environments. In: *Proceedings of the IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA) Workshop for Network Robot Systems*, Rome, Italy, 2007.
- SAHIN, H.; GUVENC, L. Household robotics: autonomous devices for vacuuming and lawn mowing [applications of control]. *IEEE Control Systems*, v. 27, n. 2, p. 20–96, 2007.
- SAINI, L. M.; SONI, M. K. Artificial neural network based peak load forecasting using levenberg-marquardt and quasi-newton methods. *IEE Proceedings-Generation, Transmission and Distribution*, v. 149, n. 5, p. 578–584, 2002.
- SAMPAIO, R. C. B.; FERNANDES, V. V. M.; BECKER HELVIS: a Mini Plataforma in the Research of HEVs. In: *Vehicle Power and Propulsion Conference (VPPC)*, Chicago, USA, 2011, p. 1–6.
- SASIADÉK, J. Z.; KHE, J. Sensor fusion based on fuzzy kalman filter. In: *Proceedings of the Second International Workshop on Robot Motion and Control*, 2001, p. 275–283.
- SBG SYSTEMS Ig-500n Leaflet. <http://www.sbg-systems.com/docs/IG-500N-Leaflet.pdf>, acesso em: 30 jun. 2011, 2011.
- SHAOHUA, M.; CHAO, W. Assistant-parking system based on vision perception system and fuzzy logic controller. *WRI Global Congress on Intelligent Systems*, v. 1, p. 381–384, 2010.
- SICILIANO, B.; KHATIB, O. *Springer handbook of robotics*. Springer, 2008.

- SIEGWART, R.; NOURBAKHSH, I. R.; SCARAMUZZA, D. *Introduction to Autonomous Mobile Robots*. 2nd ed. The MIT Press, 453 p., 2011.
- SILVA, I. N.; SPATTI, D. H.; FLAUZINO, R. A. *Redes neurais artificiais para engenharia e ciências aplicadas: curso prático*. 1 ed. São Paulo: ArtLiber, 399 p., 2010.
- SONY Aibo entertainment robots. <http://support.sony-europe.com/aibo/>, acesso em 28/03/2011, 2011.
- THRUN, S. Robotic mapping: a survey. In: *Exploring Artificial Intelligence in the New Millenium*, San Francisco, CA, USA: Morgan Kaufmann Publishers Inc., p. 1–35, 2003.
- THRUN, S.; MONTEMERLO, M.; DAHLKAMP, H.; STAVENS, D.; ARON, A.; DIEBEL, J.; FONG, P.; GALE, J.; HALPENNY, M.; HOFFMANN, G.; LAU, K.; OAKLEY, C.; PALATUCCI, M.; PRATT, V.; STANG, P.; STROHBAND, S.; DUPONT, C.; JENDROSSEK, L.-E.; KOELEN, C.; MARKEY, C.; RUMMEL, C.; NIEKERK, J.; JENSEN, E.; ALESSANDRINI, P.; BRADSKI, G.; DAVIES, B.; ETTINGER, S.; KAEHLER, A.; NEFIAN, A.; MAHONEY, P. Stanley: The robot that won the darpa grand challenge. *Journal of Field Robotics*, v. 23, n. 9, p. 661–692, 2006.
- VALEO Press releases - signature of a cooperation agreement between valeo and ibeo. <http://acessa.me/f5xb>, acesso em: 30 jun. 2011, 2010.
- VLACIC, L.; PARENT, M.; HARASHIMA, F. *Intelligent vehicle technologies: Theory and applications*. Society of Automotive Engineers. Oxford, United Kingdom: Butterworth-Heinemann, 498 p., 2001.
- WADA, M.; YOON, K. S.; HASHIMOTO, H. Development of advanced parking assistance system. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, v. 50, n. 1, p. 4–17, 2003.
- ZHAO, Y.; JR., E. G. C. Robust automatic parallel parking in tight spaces via fuzzy logic. *Robotics and Autonomous Systems*, v. 51, n. 2-3, p. 111–127, 2005.
- ZHU, C.; RAJAMANI, R. Global positioning system-based vehicle control for automated parking. *Proceedings of the I MECH E Part D Journal of Automobile Engineering*, v. 220, n. 1, p. 37–52, 2006.

Mapa conceitual do projeto SENA

Figura A.1: Mapa global do projeto SENA

Figura A.2: Mapa do problema de veículos semi-autônomos

Figura A.3: Mapa do problema de veículos autônomos

Figura A.4: Mapa dos desafios do projeto SENA

Pseudo-Algoritmo do Autômato Finito

Algoritmo 1: Manobra(automático)

```
1 enquanto automático faça
2   selecione estado faça
3     caso procurando vaga
4       | Estado1();
5     caso posicionando veículo
6       | Estado2();
7     caso entrando na vaga
8       | Estado3();
9     caso posicionando na vaga
10      | Estado4();
11     caso alinhando na vaga
12      | Estado5();
13     caso parado
14      | Estado6();
15     fim
16   fim
17 fim
```

Algoritmo 2: Estado6()

```
1  $V \leftarrow 0$ ;
2 automático  $\leftarrow$  falso;
```

Algoritmo 3: Estado1()

```

1  $V \leftarrow 5;$ 
2  $\theta \leftarrow 0;$ 
3 se  $SF1 > d$  então
4   |  $P \leftarrow P + V * D_t;$ 
5 senão se  $P \geq P_{min}$  então
6   | estado  $\leftarrow$  posicionando veículo;
7 senão
8   |  $P \leftarrow 0;$ 
9 fim

```

Algoritmo 4: Estado2()

```

1 se  $SR1 \leq d$  então
2   |  $R \leftarrow \frac{(W+d)^2 + P^2}{4(W+d)};$ 
3   |  $\theta \leftarrow \arctan \frac{l}{R};$ 
4   | se  $\theta \geq R_{min}$  então
5     |  $\theta \leftarrow 0;$ 
6     | estado  $\leftarrow$  procurando vaga;
7   | senão
8     |  $V \leftarrow -5;$ 
9     | estado  $\leftarrow$  entrando na vaga;
10  | fim
11 fim

```

Algoritmo 5: Estado3()

```

1 se  $\phi \geq \sin^{-1} \left( \frac{P}{2 \cdot R} \right)$  então
2   |  $\theta = \theta \cdot -1;$ 
3   | estado  $\leftarrow$  posicionando na vaga;
4 fim

```

Algoritmo 6: Estado4()

```

1 se  $SR3 \leq s$  então
2   | estado  $\leftarrow$  alinhando na vaga;
3 fim

```

Algoritmo 7: Estado5()

```

1 se  $SF3 - SR3 > erro$  então
2   |  $V \leftarrow -5;$ 
3 senão
4   |  $V \leftarrow 5;$ 
5 senão
6   | estado  $\leftarrow$  parado;
7 fim

```

Resultados das Topologias das Redes Neurais

Tabela C.1: Resultados do Treinamento e validação das topologias candidatas para o primeiro sistema neural (dados sem ruídos e sem parede), usando o algoritmo *Resilient Propagation*.

Ref.	Neurônios Escondidos	Treinamento MAPE (% acertos)					Validação MAPE (% acertos)					Média Final MAPE (% acertos)	
		C1	C2	C3	C4	C5	C1	C2	C3	C4	C5	Trein.	Val.
MLP-1	5	97,3	97,8	97,6	97,8	98,1	97,2	97,6	97,5	98,0	98,1	97,7	97,7
MLP-2	5-5	97,6	98,0	97,7	98,0	98,1	97,5	97,9	97,7	98,1	98,1	97,9	97,9
MLP-3	5-10	98,1	98,0	98,0	97,9	98,0	98,0	97,9	98,0	98,0	97,9	98,0	98,0
MLP-4	5-15	97,8	98,0	97,9	97,6	98,2	97,9	97,9	97,9	97,7	98,1	97,9	97,9
MLP-5	5-20	98,1	97,5	97,5	97,9	98,0	98,1	97,4	97,5	98,0	98,0	97,8	97,8
MLP-6	10	98,6	98,2	98,2	98,2	98,2	98,5	98,1	98,2	98,3	98,2	98,3	98,2
MLP-7	10-5	97,9	98,3	98,1	98,1	98,5	97,8	98,2	98,2	98,1	98,5	98,2	98,1
MLP-8	10-10	97,5	98,1	98,4	98,3	98,1	97,5	98,0	98,4	98,4	98,1	98,1	98,1
MLP-9	10-15	98,3	98,0	98,1	98,4	98,3	98,2	97,9	98,1	98,5	98,3	98,2	98,2
MLP-10	10-20	97,9	98,0	97,8	98,0	98,0	97,8	98,0	97,8	98,1	98,0	97,9	98,0
MLP-11	15	97,8	97,9	98,3	98,5	98,4	97,7	97,9	98,4	98,6	98,4	98,2	98,2
MLP-12	15-5	97,9	98,2	98,0	98,4	98,3	97,8	98,1	98,0	98,6	98,3	98,2	98,2
MLP-13	15-10	98,3	98,3	97,6	98,7	98,2	98,2	98,3	97,6	98,8	98,2	98,2	98,2
MLP-14	15-15	98,3	98,0	98,4	98,3	97,8	98,2	97,9	98,5	98,3	97,8	98,2	98,1
MLP-15	15-20	98,5	98,1	98,4	98,7	98,0	98,4	98,0	98,4	98,8	98,0	98,3	98,3
MLP-16	20	97,8	98,2	98,0	98,6	98,4	97,7	98,1	97,9	98,7	98,4	98,2	98,2
MLP-17	20-5	98,5	98,2	97,9	98,5	98,7	98,4	98,1	97,9	98,6	98,7	98,3	98,3
MLP-18	20-10	97,7	98,1	97,7	98,2	98,3	97,7	98,0	97,8	98,2	98,3	98,0	98,0
MLP-19	20-15	98,3	98,5	98,4	98,5	98,3	98,2	98,4	98,4	98,5	98,3	98,4	98,4
MLP-20	20-20	98,3	98,3	97,2	98,2	98,4	98,2	98,3	97,2	98,3	98,4	98,1	98,1

Tabela C.2: Resultados do Treinamento e validação das topologias candidatas para o primeiro sistema neural (dados sem ruídos e sem parede), usando o algoritmo *Levenberg-Marquardt*.

Ref.	Neurônios Escondidos	Treinamento MAPE (% acertos)					Validação MAPE (% acertos)					Média Final MAPE (% acertos)	
		C1	C2	C3	C4	C5	C1	C2	C3	C4	C5	Trein.	Val.
MLP-21	5	98,6	91,0	98,3	98,7	96,4	98,7	90,8	98,3	98,7	96,0	96,6	96,5
MLP-22	5-5	98,4	84,4	88,4	98,8	98,2	98,5	84,8	88,2	98,8	98,0	93,6	93,7
MLP-23	5-10	88,0	98,2	94,0	97,9	98,3	88,3	98,1	93,9	97,9	98,2	95,3	95,3
MLP-24	5-15	78,1	95,0	97,4	74,9	93,9	78,7	94,5	97,6	74,3	93,8	87,9	87,8
MLP-25	5-20	99,3	99,1	99,2	99,2	99,3	99,3	99,1	99,1	99,2	99,3	99,2	99,2
MLP-26	10	99,3	99,5	99,4	99,7	99,5	99,3	99,4	99,4	99,7	99,4	99,5	99,4
MLP-27	10-5	75,5	74,2	57,3	67,5	64,8	75,8	74,1	56,5	66,6	64,4	67,9	67,5
MLP-28	10-10	61,7	88,9	88,6	92,4	94,5	62,0	87,8	88,7	92,0	94,6	85,2	85,0
MLP-29	10-15	99,0	99,0	95,5	98,9	95,5	99,1	98,9	95,8	98,8	95,1	97,6	97,5
MLP-30	10-20	93,5	95,3	94,6	99,2	87,2	93,5	95,0	94,4	99,2	87,2	94,0	93,9
MLP-31	15	97,5	93,5	96,3	95,3	97,2	97,3	93,5	96,5	95,4	97,1	96,0	96,0
MLP-32	15-5	89,1	91,5	99,2	80,3	97,0	89,0	91,1	99,3	81,8	97,2	91,5	91,7
MLP-33	15-10	91,0	75,5	78,5	65,6	91,8	91,2	73,9	78,0	65,6	91,7	80,5	80,1
MLP-34	15-15	97,4	97,3	89,2	86,7	94,7	97,2	97,0	89,2	87,2	94,4	93,0	93,0
MLP-35	15-20	78,5	89,2	78,9	89,7	74,1	78,9	88,9	78,3	90,1	74,4	82,1	82,1
MLP-36	20	98,7	99,1	98,1	99,2	97,3	98,8	99,0	98,4	99,2	97,1	98,5	98,5
MLP-37	20-5	99,3	99,5	99,4	99,5	99,5	99,3	99,4	99,4	99,5	99,5	99,5	99,4
MLP-38	20-10	89,1	89,5	89,7	89,7	89,2	89,3	89,7	89,3	89,4	89,3	89,5	89,4
MLP-39	20-15	86,4	87,6	85,6	87,9	97,5	86,7	87,0	85,5	88,6	97,2	89,0	89,0
MLP-40	20-20	77,4	90,8	97,6	90,9	81,3	78,2	90,6	97,7	91,4	81,3	87,6	87,8

Tabela C.3: Resultados do Treinamento e validação das topologias candidatas para o segundo sistema neural (dados sem ruídos e com parede), usando o algoritmo *Resilient Propagation*.

Ref.	Neurônios Escondidos	Treinamento MAPE (% acertos)					Validação MAPE (% acertos)					Média Final MAPE (% acertos)	
		C1	C2	C3	C4	C5	C1	C2	C3	C4	C5	Trein.	Val.
MLP-41	5	98,0	97,7	98,0	98,4	97,8	97,9	97,8	98,0	98,5	97,6	98,0	98,0
MLP-42	5-5	98,3	98,0	98,3	98,5	98,0	98,2	98,1	98,4	98,6	97,9	98,2	98,2
MLP-43	5-10	97,9	97,7	97,7	97,6	97,7	97,8	97,7	97,8	97,7	97,6	97,7	97,7
MLP-44	5-15	98,1	98,1	98,3	98,2	97,8	97,9	98,2	98,4	98,3	97,6	98,1	98,1
MLP-45	5-20	98,1	97,9	98,0	98,1	98,0	98,0	98,0	98,1	98,2	97,9	98,1	98,0
MLP-46	10	98,4	98,5	98,5	98,5	98,6	98,3	98,6	98,6	98,5	98,5	98,5	98,5
MLP-47	10-5	98,1	98,2	98,3	98,4	98,1	97,8	98,3	98,4	98,5	98,0	98,2	98,2
MLP-48	10-10	98,5	98,7	98,6	98,5	98,3	98,4	98,8	98,7	98,6	98,1	98,5	98,5
MLP-49	10-15	98,4	98,2	98,7	98,7	98,6	98,2	98,2	98,8	98,8	98,5	98,5	98,5
MLP-50	10-20	98,6	98,2	98,4	98,4	98,6	98,5	98,3	98,6	98,5	98,4	98,5	98,4
MLP-51	15	98,4	98,4	98,5	98,8	98,9	98,3	98,5	98,5	98,8	98,7	98,6	98,6
MLP-52	15-5	98,5	98,2	98,4	98,5	98,4	98,3	98,3	98,4	98,6	98,2	98,4	98,4
MLP-53	15-10	98,6	98,7	98,7	98,8	98,8	98,4	98,8	98,8	98,8	98,6	98,7	98,7
MLP-54	15-15	98,7	98,6	98,8	98,9	98,9	98,5	98,7	98,9	99,0	98,8	98,8	98,8
MLP-55	15-20	98,5	98,6	98,4	98,5	98,8	98,3	98,8	98,5	98,7	98,6	98,6	98,6
MLP-56	20	98,7	98,6	98,4	98,7	98,7	98,6	98,6	98,5	98,8	98,6	98,6	98,6
MLP-57	20-5	98,5	97,9	98,6	98,7	98,0	98,3	98,0	98,6	98,8	97,9	98,3	98,3
MLP-58	20-10	98,9	98,9	98,8	98,7	98,4	98,7	98,9	98,9	98,8	98,3	98,7	98,7
MLP-59	20-15	98,8	98,7	98,8	98,8	99,0	98,7	98,8	98,9	98,8	98,8	98,8	98,8
MLP-60	20-20	98,4	98,7	98,8	98,8	98,5	98,3	98,8	98,8	98,9	98,3	98,6	98,6

Tabela C.4: Resultados do Treinamento e validação das topologias candidatas para o segundo sistema neural(dados sem ruídos e com parede), usando o algoritmo *Levenberg-Marquardt*.

Ref.	Neurônios Escondidos	Treinamento MAPE (% acertos)					Validação MAPE (% acertos)					Média Final MAPE (% acertos)	
		C1	C2	C3	C4	C5	C1	C2	C3	C4	C5	Trein.	Val.
MLP-61	5	99,2	76,3	98,5	99,4	89,5	99,1	76,8	98,4	99,4	89,5	92,6	92,6
MLP-62	5-5	98,7	99,2	98,7	86,5	98,8	98,5	99,3	98,6	86,6	98,8	96,4	96,4
MLP-63	5-10	86,3	98,5	95,7	96,1	89,2	86,3	98,7	95,6	96,2	88,9	93,2	93,1
MLP-64	5-15	98,9	98,9	84,4	75,3	94,9	98,7	99,0	84,6	75,3	95,3	90,5	90,6
MLP-65	5-20	99,8	99,7	99,6	99,2	99,5	99,7	99,7	99,6	99,2	99,4	99,5	99,5
MLP-66	10	75,8	98,5	66,0	87,6	97,9	75,5	98,7	66,1	87,3	98,3	85,2	85,2
MLP-67	10-5	98,4	99,5	90,3	90,0	90,0	98,1	99,5	89,9	89,9	89,9	93,6	93,5
MLP-68	10-10	99,4	99,5	99,5	99,6	99,7	99,2	99,4	99,5	99,6	99,7	99,5	99,5
MLP-69	10-15	99,3	99,6	99,4	99,7	99,7	99,1	99,6	99,4	99,7	99,6	99,6	99,5
MLP-70	10-20	99,5	99,4	99,6	99,5	99,7	99,4	99,5	99,5	99,6	99,7	99,6	99,5
MLP-71	15	87,2	87,2	99,7	87,2	87,2	87,2	87,0	99,7	87,2	87,3	89,7	89,7
MLP-72	15-5	99,8	99,6	99,8	99,6	99,8	99,6	99,5	99,8	99,6	99,7	99,7	99,6
MLP-73	15-10	98,7	86,1	99,8	99,2	99,3	98,5	85,9	99,7	99,0	99,4	96,6	96,5
MLP-74	15-15	99,7	99,5	99,6	99,6	99,7	99,5	99,5	99,5	99,6	99,7	99,6	99,6
MLP-75	15-20	99,5	99,5	99,8	99,4	99,7	99,4	99,5	99,8	99,4	99,6	99,6	99,6
MLP-76	20	99,5	99,2	99,7	90,5	99,7	99,3	99,2	99,6	90,5	99,7	97,7	97,7
MLP-77	20-5	96,0	99,3	99,4	99,3	99,1	95,9	99,3	99,3	99,4	99,0	98,6	98,6
MLP-78	20-10	99,7	99,7	99,7	99,7	99,7	99,5	99,7	99,7	99,7	99,6	99,7	99,6
MLP-79	20-15	99,6	99,7	99,6	99,4	99,6	99,5	99,6	99,6	99,5	99,6	99,6	99,6
MLP-80	20-20	99,0	99,7	99,7	99,6	99,8	98,8	99,7	99,6	99,6	99,6	99,5	99,5

Tabela C.5: Resultados do Treinamento e validação das topologias candidatas para o terceiro sistema neural (dados com ruídos e sem parede), usando o algoritmo *Resilient Propagation*.

Ref.	Neurônios Escondidos	Treinamento MAPE (% acertos)					Validação MAPE (% acertos)					Média Final MAPE (% acertos)	
		C1	C2	C3	C4	C5	C1	C2	C3	C4	C5	Trein.	Val.
MLP-81	5	97,8	97,8	97,6	97,8	97,7	97,8	97,6	97,9	97,7	97,8	97,8	97,8
MLP-82	5-5	98,0	98,0	97,4	97,8	97,9	97,9	97,7	97,7	97,7	98,0	97,8	97,8
MLP-83	5-10	97,8	97,9	97,9	97,9	97,8	97,7	97,6	98,1	97,9	97,9	97,9	97,9
MLP-84	5-15	98,0	98,2	98,0	98,0	98,2	97,9	97,9	98,2	98,0	98,2	98,1	98,1
MLP-85	5-20	97,9	98,1	97,6	97,8	97,2	97,8	97,8	97,8	97,8	97,3	97,7	97,7
MLP-86	10	98,1	98,3	97,6	98,0	98,1	98,0	98,0	97,9	98,0	98,1	98,0	98,0
MLP-87	10-5	98,3	98,4	97,9	98,1	97,9	98,2	98,1	98,2	98,1	97,9	98,1	98,1
MLP-88	10-10	98,2	98,1	97,9	97,8	98,2	98,1	97,8	98,2	97,8	98,2	98,0	98,0
MLP-89	10-15	98,3	98,0	98,0	97,9	98,3	98,2	97,8	98,2	97,9	98,3	98,1	98,1
MLP-90	10-20	97,8	98,6	98,0	98,2	98,4	97,7	98,3	98,3	98,2	98,4	98,2	98,2
MLP-91	15	98,2	98,0	97,8	98,4	98,1	98,2	97,8	98,1	98,4	98,1	98,1	98,1
MLP-92	15-5	98,3	98,5	97,7	98,1	98,4	98,2	98,3	98,0	98,0	98,4	98,2	98,2
MLP-93	15-10	98,2	98,5	98,2	98,2	98,5	98,1	98,3	98,4	98,2	98,5	98,3	98,3
MLP-94	15-15	98,2	98,4	97,8	98,2	98,3	98,1	98,2	98,1	98,2	98,3	98,2	98,2
MLP-95	15-20	97,9	98,2	98,0	98,3	98,0	97,8	98,0	98,3	98,3	98,1	98,1	98,1
MLP-96	20	98,1	98,4	98,1	98,1	98,2	98,1	98,2	98,4	98,1	98,2	98,2	98,2
MLP-97	20-5	98,3	98,4	97,5	98,2	98,2	98,3	98,1	97,8	98,2	98,2	98,1	98,1
MLP-98	20-10	98,3	98,6	98,0	98,5	98,5	98,2	98,4	98,3	98,5	98,5	98,4	98,4
MLP-99	20-15	98,2	98,2	98,0	98,0	98,3	98,1	98,0	98,2	98,0	98,3	98,1	98,1
MLP-100	20-20	98,1	98,3	97,9	98,2	98,4	98,0	98,0	98,2	98,2	98,4	98,2	98,2

Tabela C.6: Resultados do Treinamento e validação das topologias candidatas para o terceiro sistema neural (dados com ruídos e sem parede), usando o algoritmo *Levenberg-Marquardt*.

Ref.	Neurônios Escondidos	Treinamento MAPE (% acertos)					Validação MAPE (% acertos)					Média Final MAPE (% acertos)	
		C1	C2	C3	C4	C5	C1	C2	C3	C4	C5	Trein.	Val.
MLP-101	5	72,4	83,5	87,4	87,4	87,7	72,4	83,1	87,1	87,2	88,1	83,7	83,6
MLP-102	5-5	98,6	99,0	99,0	98,9	98,7	98,5	99,0	99,0	98,8	98,7	98,8	98,8
MLP-103	5-10	75,7	97,6	97,7	85,3	67,6	75,4	97,4	97,6	85,8	67,5	84,8	84,7
MLP-104	5-15	99,0	99,0	98,9	99,0	98,9	98,8	99,0	99,0	99,0	99,0	99,0	98,9
MLP-105	5-20	85,3	98,1	84,8	98,2	98,6	85,4	97,9	85,1	98,3	98,6	93,0	93,1
MLP-106	10	87,7	95,0	84,6	97,4	92,4	87,7	94,4	84,5	97,6	92,2	91,4	91,3
MLP-107	10-5	99,0	98,9	99,2	99,0	99,0	98,7	98,8	99,2	99,0	99,1	99,0	98,9
MLP-108	10-10	99,1	99,4	99,2	99,0	98,9	98,9	99,3	99,2	98,9	99,0	99,1	99,1
MLP-109	10-15	98,4	86,5	90,5	99,0	98,9	98,2	86,6	91,1	98,9	99,0	94,7	94,8
MLP-110	10-20	99,1	99,1	98,8	99,0	99,0	98,9	99,0	99,0	99,0	99,1	99,0	99,0
MLP-111	15	98,8	99,1	99,2	98,8	99,0	98,7	99,0	99,3	98,8	98,9	99,0	98,9
MLP-112	15-5	98,9	99,1	99,0	98,6	99,0	98,7	99,0	99,1	98,5	99,1	98,9	98,9
MLP-113	15-10	99,0	99,1	98,9	99,0	99,1	98,8	99,0	99,0	98,9	99,1	99,0	99,0
MLP-114	15-15	98,5	98,8	98,7	98,8	99,0	98,3	98,6	98,7	98,7	98,9	98,7	98,7
MLP-115	15-20	98,5	71,4	98,4	70,7	79,5	98,2	70,9	98,2	70,4	79,6	83,7	83,5
MLP-116	20	97,3	98,1	98,6	95,2	95,5	96,7	97,7	98,5	94,8	95,9	96,9	96,7
MLP-117	20-5	98,3	99,1	98,0	99,1	98,5	98,1	99,0	98,1	99,0	98,6	98,6	98,5
MLP-118	20-10	90,6	85,1	96,5	98,5	98,4	90,0	84,7	96,9	98,5	98,5	93,8	93,7
MLP-119	20-15	98,8	99,1	98,5	99,0	98,8	98,6	98,9	98,6	98,9	98,9	98,8	98,8
MLP-120	20-20	84,9	85,0	86,8	88,8	84,8	84,5	84,4	87,2	88,7	84,1	86,0	85,8

Tabela C.7: Resultados do Treinamento e validação das topologias candidatas para o quarto sistema neural (dados com ruídos e com parede), usando o algoritmo *Resilient Propagation*.

Ref.	Neurônios Escondidos	Treinamento MAPE (% acertos)					Validação MAPE (% acertos)					Média Final MAPE (% acertos)	
		C1	C2	C3	C4	C5	C1	C2	C3	C4	C5	Trein.	Val.
MLP-121	5	97,6	98,0	98,1	97,9	97,9	97,8	97,8	97,8	98,1	97,9	97,9	97,9
MLP-122	5-5	97,4	97,9	97,9	97,8	97,9	97,7	97,7	97,7	97,9	98,0	97,8	97,8
MLP-123	5-10	97,0	97,1	97,9	97,3	97,4	97,2	97,0	97,7	97,5	97,4	97,3	97,3
MLP-124	5-15	97,2	97,9	97,3	98,1	97,4	97,4	97,8	97,1	98,3	97,4	97,6	97,6
MLP-125	5-20	97,8	98,1	98,2	97,9	97,8	98,0	97,9	97,9	98,0	97,9	98,0	98,0
MLP-126	10	97,4	98,2	98,3	98,2	98,4	97,5	98,1	98,1	98,3	98,3	98,1	98,1
MLP-127	10-5	97,8	98,4	98,4	98,4	98,2	98,1	98,3	98,2	98,5	98,2	98,2	98,2
MLP-128	10-10	97,8	98,2	98,4	98,4	98,1	98,0	98,0	98,2	98,6	98,1	98,2	98,2
MLP-129	10-15	97,9	98,2	98,3	98,1	98,0	98,1	98,1	98,1	98,2	98,1	98,1	98,1
MLP-130	10-20	98,1	98,3	98,5	98,3	98,2	98,3	98,2	98,3	98,4	98,2	98,3	98,3
MLP-131	15	97,7	98,2	98,4	97,9	97,9	98,0	98,0	98,2	98,0	97,9	98,0	98,0
MLP-132	15-5	98,1	98,5	98,5	98,6	98,3	98,3	98,5	98,3	98,7	98,3	98,4	98,4
MLP-133	15-10	98,3	98,5	98,4	98,4	98,4	98,4	98,3	98,2	98,6	98,4	98,4	98,4
MLP-134	15-15	98,3	98,3	98,2	98,2	98,3	98,4	98,1	97,9	98,4	98,3	98,3	98,2
MLP-135	15-20	98,1	98,2	98,2	98,5	98,2	98,4	98,1	98,0	98,5	98,2	98,3	98,2
MLP-136	20	98,2	98,5	98,5	98,3	98,3	98,4	98,4	98,3	98,4	98,3	98,4	98,4
MLP-137	20-5	98,2	98,4	98,5	98,4	98,4	98,4	98,2	98,3	98,5	98,4	98,4	98,4
MLP-138	20-10	98,2	98,1	98,3	98,1	98,1	98,4	98,0	98,1	98,2	98,1	98,1	98,1
MLP-139	20-15	97,9	98,3	98,5	98,0	98,3	98,1	98,2	98,3	98,2	98,3	98,2	98,2
MLP-140	20-20	98,3	98,4	98,4	98,3	98,4	98,5	98,3	98,1	98,4	98,3	98,3	98,3

Tabela C.10: Resultados do Treinamento e validação das topologias especialistas candidatas (12 entradas e uma saída com esterçamento do veículo) para o quinto sistema neural (dados sem ruídos e sem parede), usando o algoritmo *Levenberg-Marquardt*.

Ref.	Neurônios Escondidos	Treinamento MAPE (% acertos)					Validação MAPE (% acertos)					Média Final MAPE (% acertos)	
		C1	C2	C3	C4	C5	C1	C2	C3	C4	C5	Trein.	Val.
MLP-181	5	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-182	5-5	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-183	5-10	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-184	5-15	97,4	100,0	97,7	97,6	97,8	98,5	100,0	97,4	97,7	96,8	98,1	98,1
MLP-185	5-20	98,7	98,8	98,9	100,0	100,0	99,3	98,9	98,7	100,0	100,0	99,3	99,4
MLP-186	10	41,6	41,5	93,4	100,0	70,9	41,2	41,3	92,8	99,9	70,2	69,5	69,1
MLP-187	10-5	100,0	92,2	98,8	80,6	97,0	100,0	91,9	98,7	78,8	96,1	93,7	93,1
MLP-188	10-10	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-189	10-15	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-190	10-20	100,0	64,4	100,0	86,0	97,8	100,0	64,2	100,0	84,2	96,8	89,6	89,0
MLP-191	15	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-192	15-5	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-193	15-10	88,7	91,5	85,6	61,7	98,1	89,7	91,0	86,8	61,2	97,2	85,1	85,2
MLP-194	15-15	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-195	15-20	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-196	20	97,4	97,6	100,0	97,6	97,8	98,5	97,7	100,0	97,7	96,8	98,1	98,2
MLP-197	20-5	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-198	20-10	73,0	100,0	88,9	88,4	75,2	73,8	100,0	89,1	88,4	76,7	85,1	85,6
MLP-199	20-15	83,1	100,0	98,5	93,9	98,9	83,9	100,0	98,1	93,2	98,4	94,9	94,7
MLP-200	20-20	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0

Tabela C.11: Resultados do Treinamento e validação das topologias especialistas candidatas (12 entradas e uma saída com a velocidade do veículo) para o quinto sistema neural (dados sem ruídos e sem parede), usando o algoritmo *Resilient Propagation*.

Ref.	Neurônios Escondidos	Treinamento MAPE (% acertos)					Validação MAPE (% acertos)					Média Final MAPE (% acertos)	
		C1	C2	C3	C4	C5	C1	C2	C3	C4	C5	Trein.	Val.
MLP-201	5	95,6	94,0	93,7	94,4	95,2	95,5	93,7	94,2	94,0	95,4	94,6	94,5
MLP-202	5-5	95,3	95,5	94,8	95,1	95,3	95,2	95,2	95,3	94,8	95,5	95,2	95,2
MLP-203	5-10	96,0	95,3	95,4	95,7	95,6	96,1	95,0	95,8	95,3	95,8	95,6	95,6
MLP-204	5-15	96,0	95,1	95,4	95,1	94,9	95,9	94,8	95,8	94,7	95,1	95,3	95,2
MLP-205	5-20	94,4	93,6	95,1	95,2	94,3	94,5	93,2	95,6	94,9	94,6	94,5	94,5
MLP-206	10	95,5	94,8	95,1	95,5	95,2	95,5	94,4	95,6	95,1	95,4	95,2	95,2
MLP-207	10-5	95,5	95,4	95,0	95,7	95,5	95,6	95,1	95,4	95,3	95,6	95,4	95,4
MLP-208	10-10	95,7	95,7	95,3	95,5	95,5	95,7	95,3	95,8	95,1	95,7	95,5	95,5
MLP-209	10-15	95,7	95,9	95,3	95,6	95,5	95,7	95,6	95,7	95,2	95,7	95,6	95,6
MLP-210	10-20	95,9	96,0	95,3	95,7	95,3	96,0	95,7	95,7	95,4	95,5	95,6	95,7
MLP-211	15	96,0	95,6	94,8	95,3	95,6	96,0	95,2	95,3	95,0	95,8	95,5	95,5
MLP-212	15-5	95,9	96,0	95,3	96,0	95,7	95,9	95,6	95,7	95,6	95,9	95,8	95,7
MLP-213	15-10	96,3	95,4	95,2	95,6	95,4	96,2	95,0	95,6	95,2	95,6	95,6	95,5
MLP-214	15-15	95,4	96,0	95,2	95,7	95,4	95,4	95,6	95,6	95,3	95,6	95,5	95,5
MLP-215	15-20	96,1	95,1	94,5	96,0	95,2	96,1	94,8	94,9	95,7	95,4	95,4	95,4
MLP-216	20	96,4	95,8	95,2	95,5	95,7	96,4	95,4	95,7	95,1	95,9	95,7	95,7
MLP-217	20-5	96,0	96,1	95,7	95,7	95,6	96,1	95,8	96,1	95,4	95,8	95,8	95,8
MLP-218	20-10	95,4	95,6	95,3	95,6	95,5	95,4	95,2	95,7	95,2	95,8	95,5	95,5
MLP-219	20-15	95,9	96,4	95,6	95,6	95,7	95,9	96,0	96,1	95,2	95,8	95,8	95,8
MLP-220	20-20	95,7	95,6	95,1	95,6	88,0	95,7	95,1	95,5	95,2	88,3	94,0	94,0

Tabela C.12: Resultados do Treinamento e validação das topologias especialistas candidatas (12 entradas e uma saída com a velocidade do veículo) para o quinto sistema neural (dados sem ruídos e sem parede), usando o algoritmo *Levenberg-Marquardt*.

Ref.	Neurônios Escondidos	Treinamento MAPE (% acertos)					Validação MAPE (% acertos)					Média Final MAPE (% acertos)	
		C1	C2	C3	C4	C5	C1	C2	C3	C4	C5	Trein.	Val.
MLP-221	5	97,5	96,1	97,4	97,4	97,5	97,5	96,1	97,5	97,0	97,4	97,2	97,1
MLP-222	5-5	97,6	97,4	97,5	97,4	96,3	97,5	97,5	97,7	97,0	96,2	97,2	97,2
MLP-223	5-10	97,2	97,2	97,0	97,1	97,4	97,1	97,3	97,3	96,7	97,4	97,2	97,1
MLP-224	5-15	97,9	94,9	97,3	96,1	94,7	97,8	94,6	97,5	95,7	94,9	96,2	96,1
MLP-225	5-20	97,4	96,4	96,8	97,6	96,9	97,5	96,4	96,9	97,2	96,7	97,0	97,0
MLP-226	10	98,1	97,7	97,8	98,0	97,6	98,0	97,7	97,9	97,5	97,5	97,8	97,7
MLP-227	10-5	98,0	98,6	97,7	96,9	98,1	98,1	98,5	97,8	96,5	98,0	97,9	97,8
MLP-228	10-10	98,2	98,4	97,9	98,4	97,9	98,1	98,3	98,0	98,0	97,8	98,2	98,0
MLP-229	10-15	97,8	98,0	98,1	97,7	98,3	97,9	97,9	98,1	97,3	98,2	98,0	97,9
MLP-230	10-20	97,0	97,8	97,6	96,1	97,6	96,9	97,8	97,7	95,6	97,5	97,2	97,1
MLP-231	15	97,7	91,6	92,5	98,2	97,4	97,7	91,1	92,7	97,8	97,4	95,5	95,3
MLP-232	15-5	97,7	93,2	97,0	97,8	97,4	97,7	93,2	97,0	97,4	97,4	96,6	96,5
MLP-233	15-10	96,6	97,4	98,3	97,3	98,1	96,7	97,3	98,3	97,0	98,0	97,5	97,5
MLP-234	15-15	97,7	98,2	97,9	98,1	97,9	97,7	98,3	97,9	97,7	97,8	98,0	97,9
MLP-235	15-20	94,1	97,9	97,9	97,9	98,3	93,5	97,9	98,0	97,5	98,2	97,2	97,0
MLP-236	20	97,8	98,0	98,2	97,9	98,3	97,9	97,9	98,2	97,5	98,1	98,0	97,9
MLP-237	20-5	89,7	97,9	97,3	98,7	91,0	89,9	97,8	97,4	98,4	90,7	94,9	94,8
MLP-238	20-10	98,1	98,1	98,0	98,6	98,4	98,2	97,9	98,1	98,1	98,2	98,2	98,1
MLP-239	20-15	93,1	96,7	95,0	97,3	93,4	92,8	96,6	95,1	96,9	92,9	95,1	94,9
MLP-240	20-20	97,7	97,7	98,1	98,2	97,3	97,8	97,5	98,1	97,8	97,3	97,8	97,7

Tabela C.13: Resultados do Treinamento e validação das topologias especialistas candidatas (12 entradas e três saídas com os próximos estados da manobra) para o quinto sistema neural (dados sem ruídos e sem parede), usando o algoritmo *Resilient Propagation*.

Ref.	Neurônios Escondidos	Treinamento MAPE (% acertos)					Validação MAPE (% acertos)					Média Final MAPE (% acertos)	
		C1	C2	C3	C4	C5	C1	C2	C3	C4	C5	Trein.	Val.
MLP-241	5	98,3	98,1	98,5	98,4	98,2	98,4	98,1	98,2	98,7	98,0	98,3	98,3
MLP-242	5-5	98,3	97,9	98,5	97,9	98,5	98,4	98,0	98,2	98,2	98,3	98,2	98,2
MLP-243	5-10	98,5	97,9	98,2	97,9	98,1	98,6	97,9	97,9	98,2	98,0	98,1	98,1
MLP-244	5-15	98,8	98,4	98,2	98,1	98,2	98,9	98,4	97,9	98,4	98,1	98,4	98,3
MLP-245	5-20	98,8	97,7	98,8	98,0	98,3	98,9	97,8	98,5	98,3	98,1	98,3	98,3
MLP-246	10	98,4	79,8	98,3	97,8	98,9	98,6	79,8	98,0	98,1	98,7	94,6	94,6
MLP-247	10-5	98,4	98,3	98,4	97,8	98,8	98,5	98,4	98,0	98,2	98,6	98,3	98,3
MLP-248	10-10	98,5	98,9	98,5	98,1	97,9	98,6	99,0	98,3	98,3	97,8	98,4	98,4
MLP-249	10-15	98,7	98,7	98,8	98,2	99,0	98,7	98,9	98,5	98,4	98,8	98,7	98,7
MLP-250	10-20	98,5	98,1	98,8	97,9	98,1	98,6	98,2	98,5	98,2	97,9	98,3	98,3
MLP-251	15	98,1	98,1	98,8	97,8	98,8	98,2	98,1	98,5	98,1	98,6	98,3	98,3
MLP-252	15-5	98,6	98,0	99,1	97,8	97,9	98,6	98,1	98,8	98,1	97,8	98,3	98,3
MLP-253	15-10	98,5	98,4	98,9	97,8	98,5	98,6	98,5	98,6	98,2	98,3	98,4	98,4
MLP-254	15-15	98,4	98,2	98,8	97,7	98,0	98,4	98,3	98,6	98,0	97,9	98,2	98,2
MLP-255	15-20	98,0	97,7	99,1	97,7	98,5	98,1	97,8	98,8	98,0	98,3	98,2	98,2
MLP-256	20	98,3	98,6	98,4	98,2	98,7	98,4	98,6	98,0	98,4	98,4	98,4	98,4
MLP-257	20-5	98,7	98,5	98,8	97,7	99,0	98,8	98,6	98,5	98,1	98,7	98,5	98,5
MLP-258	20-10	98,4	98,5	98,6	97,7	98,7	98,4	98,6	98,3	98,1	98,6	98,4	98,4
MLP-259	20-15	98,5	98,9	98,8	98,0	98,3	98,6	99,0	98,5	98,3	98,2	98,5	98,5
MLP-260	20-20	98,5	98,0	98,9	98,1	98,9	98,6	98,1	98,5	98,4	98,6	98,5	98,5

Tabela C.14: Resultados do Treinamento e validação das topologias especialistas candidatas (12 entradas e três saídas com os próximos estados da manobra) para o quinto sistema neural (dados sem ruídos e sem parede), usando o algoritmo *Levenberg-Marquardt*.

Ref.	Neurônios Escondidos	Treinamento					Validação					Média Final	
		MAPE (% acertos)					MAPE (% acertos)					MAPE (% acertos)	
		C1	C2	C3	C4	C5	C1	C2	C3	C4	C5	Trein.	Val.
MLP-261	5	99,9	99,3	99,9	99,3	99,9	99,9	99,2	99,7	99,3	99,9	99,7	99,6
MLP-262	5-5	68,3	38,4	28,0	87,6	98,3	67,9	38,4	28,1	87,8	98,3	64,1	64,1
MLP-263	5-10	99,2	92,0	99,4	96,9	85,2	99,3	91,6	99,2	97,1	85,5	94,5	94,6
MLP-264	5-15	99,7	99,9	99,8	99,4	99,9	99,7	99,9	99,7	99,6	99,9	99,8	99,8
MLP-265	5-20	49,4	82,2	93,1	77,0	79,3	50,2	82,6	92,7	77,4	79,4	76,2	76,4
MLP-266	10	99,4	99,9	99,9	99,0	99,9	99,3	99,9	99,7	99,3	99,8	99,6	99,6
MLP-267	10-5	100,0	99,9	99,9	99,9	99,6	99,9	99,9	99,7	99,8	99,6	99,9	99,8
MLP-268	10-10	81,2	71,8	53,4	76,6	81,6	81,4	71,3	53,9	76,4	81,6	72,9	72,9
MLP-269	10-15	99,6	99,7	99,8	99,8	99,7	99,5	99,7	99,6	99,8	99,6	99,7	99,6
MLP-270	10-20	98,7	99,3	99,3	99,3	72,9	98,7	99,2	99,1	99,3	73,3	93,9	93,9
MLP-271	15	99,2	99,5	99,7	99,7	97,9	99,3	99,6	99,5	99,8	97,6	99,2	99,2
MLP-272	15-5	70,3	67,6	75,5	83,1	85,0	70,5	67,5	74,9	82,6	85,2	76,3	76,2
MLP-273	15-10	99,6	99,8	99,7	99,7	99,4	99,6	99,8	99,6	99,8	99,3	99,7	99,6
MLP-274	15-15	99,9	99,6	99,8	99,4	99,7	99,8	99,6	99,7	99,4	99,6	99,7	99,6
MLP-275	15-20	94,3	85,9	85,9	85,5	85,6	94,2	85,6	85,7	85,0	85,9	87,4	87,3
MLP-276	20	99,2	99,7	99,0	99,8	99,4	99,2	99,7	98,8	99,8	99,3	99,5	99,4
MLP-277	20-5	90,8	82,6	99,5	96,6	88,0	90,2	82,8	99,3	96,5	88,3	91,5	91,4
MLP-278	20-10	82,1	99,5	81,9	99,8	82,2	81,6	99,6	81,6	99,9	81,6	89,1	88,9
MLP-279	20-15	82,2	93,9	88,0	72,8	87,9	83,3	94,0	87,8	73,4	87,3	84,9	85,2
MLP-280	20-20	99,4	99,8	99,8	98,7	99,8	99,3	99,8	99,6	98,9	99,7	99,5	99,4

Tabela C.15: Resultados do Treinamento e validação das topologias especialistas candidatas (12 entradas e uma saída com esterçamento do veículo) para o quinto sistema neural (dados sem ruídos e com parede), usando o algoritmo *Resilient Propagation*.

[illegible]

Tabela C.16: Resultados do Treinamento e validação das topologias especialistas candidatas (12 entradas e uma saída com esterçamento do veículo) para o quinto sistema neural (dados sem ruídos e com parede), usando o algoritmo *Levenberg-Marquardt*.

Ref.	Neurônios Escondidos	Treinamento MAPE (% acertos)					Validação MAPE (% acertos)					Média Final MAPE (% acertos)	
		C1	C2	C3	C4	C5	C1	C2	C3	C4	C5	Trein.	Val.
MLP-301	5	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-302	5-5	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-303	5-10	81,7	51,2	100,0	78,6	99,8	83,0	54,8	100,0	78,1	99,9	82,3	83,2
MLP-304	5-15	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-305	5-20	100,0	100,0	95,3	45,7	100,0	100,0	100,0	94,9	46,5	100,0	88,2	88,3
MLP-306	10	100,0	100,0	100,0	99,6	100,0	100,0	100,0	100,0	99,6	100,0	99,9	99,9
MLP-307	10-5	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-308	10-10	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-309	10-15	97,5	98,1	97,6	97,6	94,2	97,2	98,3	97,4	96,5	95,8	97,0	97,0
MLP-310	10-20	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-311	15	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-312	15-5	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-313	15-10	100,0	100,0	97,6	100,0	100,0	100,0	100,0	97,4	99,9	100,0	99,5	99,5
MLP-314	15-15	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-315	15-20	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-316	20	99,9	98,7	45,4	97,7	97,2	100,0	98,9	43,4	96,7	98,5	87,8	87,5
MLP-317	20-5	45,8	98,8	45,7	98,6	67,2	47,5	99,0	43,9	98,0	66,4	71,2	71,0
MLP-318	20-10	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-319	20-15	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-320	20-20	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0

Tabela C.17: Resultados do Treinamento e validação das topologias especialistas candidatas (12 entradas e uma saída com a velocidade do veículo) para o quinto sistema neural (dados sem ruídos e com parede), usando o algoritmo *Resilient Propagation*.

Ref.	Neurônios Escondidos	Treinamento MAPE (% acertos)					Validação MAPE (% acertos)					Média Final MAPE (% acertos)	
		C1	C2	C3	C4	C5	C1	C2	C3	C4	C5	Trein.	Val.
MLP-321	5	96,4	96,6	96,7	96,6	96,8	96,7	96,4	96,6	96,8	96,8	96,6	96,6
MLP-322	5-5	96,8	97,2	97,3	97,5	97,8	97,0	97,0	97,1	97,6	97,8	97,3	97,3
MLP-323	5-10	94,6	96,5	97,0	98,1	96,9	94,7	96,4	96,9	98,1	96,9	96,6	96,6
MLP-324	5-15	97,0	97,0	97,1	96,8	97,3	97,0	96,9	97,0	96,9	97,3	97,0	97,0
MLP-325	5-20	95,8	95,9	95,5	94,4	96,9	95,8	95,7	95,3	94,5	96,8	95,7	95,6
MLP-326	10	96,9	97,0	96,7	95,3	97,0	97,1	96,8	96,4	95,5	96,9	96,6	96,6
MLP-327	10-5	97,0	97,4	97,4	95,9	97,6	97,1	97,3	97,2	96,1	97,6	97,1	97,1
MLP-328	10-10	96,9	97,2	97,1	97,5	98,1	96,9	97,0	97,0	97,5	98,1	97,3	97,3
MLP-329	10-15	96,7	97,1	96,8	97,6	97,2	96,9	97,0	96,8	97,7	97,2	97,1	97,1
MLP-330	10-20	96,9	97,3	96,3	98,0	96,8	97,1	97,1	96,0	98,0	96,7	97,0	97,0
MLP-331	15	97,1	97,0	96,9	97,1	97,1	97,3	96,9	96,6	97,3	97,1	97,0	97,0
MLP-332	15-5	97,0	96,6	97,3	98,4	97,7	97,2	96,4	97,1	98,4	97,7	97,4	97,4
MLP-333	15-10	97,7	96,4	97,2	97,2	97,9	97,8	96,2	97,1	97,1	97,9	97,3	97,2
MLP-334	15-15	97,1	97,5	97,6	97,8	97,6	97,3	97,4	97,4	97,9	97,6	97,5	97,5
MLP-335	15-20	97,3	97,1	97,2	95,6	97,8	97,4	97,0	97,0	95,8	97,8	97,0	97,0
MLP-336	20	97,2	97,2	97,0	96,1	97,3	97,4	97,1	96,7	96,4	97,2	97,0	97,0
MLP-337	20-5	96,9	97,7	96,6	97,7	97,2	97,0	97,6	96,5	97,9	97,2	97,2	97,2
MLP-338	20-10	96,2	96,9	96,9	97,5	98,5	96,3	96,7	96,8	97,7	98,5	97,2	97,2
MLP-339	20-15	97,1	97,7	97,7	98,5	96,9	97,1	97,6	97,5	98,6	96,8	97,6	97,5
MLP-340	20-20	96,4	96,5	97,4	98,0	97,7	96,6	96,4	97,2	98,1	97,7	97,2	97,2

Tabela C.18: Resultados do Treinamento e validação das topologias especialistas candidatas (12 entradas e uma saída com a velocidade do veículo) para o quinto sistema neural (dados sem ruídos e com parede), usando o algoritmo *Levenberg-Marquardt*.

Ref.	Neurônios Escondidos	Treinamento MAPE (% acertos)					Validação MAPE (% acertos)					Média Final MAPE (% acertos)	
		C1	C2	C3	C4	C5	C1	C2	C3	C4	C5	Trein.	Val.
MLP-341	5	98,6	97,8	98,0	98,3	98,7	98,5	97,7	98,0	98,4	98,7	98,3	98,3
MLP-342	5-5	98,6	98,2	98,5	98,9	98,7	98,5	98,1	98,4	98,9	98,7	98,6	98,5
MLP-343	5-10	98,8	98,5	98,7	99,1	98,8	98,8	98,4	98,5	99,1	98,7	98,8	98,7
MLP-344	5-15	99,0	98,3	98,7	99,3	99,1	99,0	98,2	98,6	99,3	99,1	98,9	98,8
MLP-345	5-20	98,8	98,3	97,7	99,4	99,4	98,7	98,1	97,6	99,4	99,4	98,7	98,6
MLP-346	10	98,9	98,7	98,4	99,3	99,3	98,9	98,6	98,4	99,3	99,2	98,9	98,9
MLP-347	10-5	99,1	98,5	98,7	99,4	98,8	99,1	98,3	98,6	99,4	98,8	98,9	98,8
MLP-348	10-10	98,9	98,8	98,5	98,8	99,4	98,8	98,6	98,4	98,9	99,4	98,9	98,8
MLP-349	10-15	98,8	98,7	98,8	99,4	99,7	98,7	98,5	98,7	99,4	99,6	99,1	99,0
MLP-350	10-20	98,9	98,6	98,7	99,7	99,5	98,8	98,5	98,5	99,7	99,5	99,1	99,0
MLP-351	15	99,2	98,6	98,5	99,5	99,2	99,1	98,4	98,4	99,5	99,2	99,0	98,9
MLP-352	15-5	98,8	98,5	98,4	99,4	99,2	98,7	98,4	98,3	99,4	99,2	98,9	98,8
MLP-353	15-10	98,7	98,0	98,7	99,4	99,4	98,7	97,9	98,5	99,4	99,4	98,8	98,8
MLP-354	15-15	98,9	98,3	98,6	99,4	98,5	98,8	98,2	98,5	99,4	98,4	98,7	98,7
MLP-355	15-20	90,4	91,9	92,0	96,8	96,4	90,2	91,5	92,0	96,7	96,1	93,5	93,3
MLP-356	20	98,8	98,5	98,6	99,5	99,5	98,8	98,4	98,5	99,5	99,5	99,0	98,9
MLP-357	20-5	98,0	98,5	98,9	99,7	99,5	98,0	98,4	98,7	99,7	99,5	98,9	98,9
MLP-358	20-10	98,8	98,4	98,7	99,6	95,8	98,7	98,2	98,5	99,6	96,0	98,2	98,2
MLP-359	20-15	98,0	98,1	97,6	99,4	99,8	97,9	97,8	97,5	99,4	99,7	98,6	98,5
MLP-360	20-20	98,6	98,5	98,6	99,7	99,0	98,5	98,4	98,4	99,7	99,0	98,9	98,8

Tabela C.19: Resultados do Treinamento e validação das topologias especialistas candidatas (12 entradas e três saídas com os próximos estados da manobra) para o quinto sistema neural (dados sem ruídos e com parede), usando o algoritmo *Resilient Propagation*.

Ref.	Neurônios Escondidos	Treinamento MAPE (% acertos)					Validação MAPE (% acertos)					Média Final MAPE (% acertos)	
		C1	C2	C3	C4	C5	C1	C2	C3	C4	C5	Trein.	Val.
MLP-361	5	99,1	98,3	98,7	98,6	98,7	99,0	98,4	98,7	98,5	98,7	98,7	98,7
MLP-362	5-5	99,4	98,8	98,5	98,8	98,7	99,3	98,8	98,6	98,4	98,9	98,8	98,8
MLP-363	5-10	98,9	99,1	98,7	99,0	99,0	98,8	99,2	98,7	98,9	99,1	98,9	98,9
MLP-364	5-15	99,3	99,1	99,0	98,9	99,3	99,1	99,2	99,2	98,8	99,4	99,1	99,1
MLP-365	5-20	99,1	99,2	99,0	99,2	99,2	99,0	99,4	99,0	99,1	99,2	99,1	99,1
MLP-366	10	99,1	98,9	99,0	99,0	99,0	99,0	99,0	99,0	98,9	99,1	99,0	99,0
MLP-367	10-5	99,1	99,2	98,9	98,7	99,1	99,1	99,3	98,9	98,6	99,2	99,0	99,0
MLP-368	10-10	99,4	99,0	98,9	98,4	99,2	99,3	99,1	99,0	98,3	99,2	99,0	99,0
MLP-369	10-15	99,5	98,8	99,2	99,1	99,0	99,5	98,9	99,1	98,9	99,1	99,1	99,1
MLP-370	10-20	99,3	98,6	98,9	99,2	99,0	99,3	98,6	98,9	99,0	99,0	99,0	99,0
MLP-371	15	99,3	99,0	99,0	99,1	99,3	99,2	99,1	99,1	99,0	99,3	99,2	99,1
MLP-372	15-5	99,3	98,6	98,7	99,0	99,2	99,3	98,8	98,8	98,9	99,2	99,0	99,0
MLP-373	15-10	99,4	99,1	98,9	98,9	99,4	99,3	99,2	98,8	98,8	99,4	99,1	99,1
MLP-374	15-15	99,2	99,3	99,2	99,3	99,3	99,1	99,4	99,2	99,1	99,2	99,2	99,2
MLP-375	15-20	99,5	97,9	98,9	98,9	98,9	99,4	98,0	98,9	98,7	98,9	98,8	98,8
MLP-376	20	99,2	98,9	99,2	99,3	98,9	99,1	99,1	99,2	99,2	99,0	99,1	99,1
MLP-377	20-5	98,8	98,8	98,4	98,8	99,4	98,8	98,8	98,5	98,5	99,4	98,8	98,8
MLP-378	20-10	98,9	99,2	99,2	98,5	98,6	98,7	99,3	99,1	98,4	98,7	98,9	98,8
MLP-379	20-15	99,5	99,0	99,2	99,5	99,2	99,4	99,1	99,2	99,4	99,2	99,3	99,2
MLP-380	20-20	99,4	98,7	99,0	99,1	99,0	99,4	98,7	99,0	98,7	99,2	99,0	99,0

Tabela C.20: Resultados do Treinamento e validação das topologias especialistas candidatas (12 entradas e três saídas com os próximos estados da manobra) para o quinto sistema neural (dados sem ruídos e com parede), usando o algoritmo *Levenberd-Marquardt*.

Ref.	Neurônios Escondidos	Treinamento MAPE (% acertos)					Validação MAPE (% acertos)					Média Final MAPE (% acertos)	
		C1	C2	C3	C4	C5	C1	C2	C3	C4	C5	Trein.	Val.
MLP-381	5	99,9	99,9	99,9	100,0	100,0	99,9	99,8	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9
MLP-382	5-5	80,1	67,4	56,5	79,7	81,9	80,5	67,1	57,3	80,2	82,4	73,1	73,5
MLP-383	5-10	99,7	99,6	99,2	99,5	99,3	99,7	99,5	99,1	99,2	99,4	99,5	99,4
MLP-384	5-15	92,8	85,7	96,9	99,8	99,2	92,1	84,3	96,9	99,6	99,3	94,9	94,5
MLP-385	5-20	98,5	49,4	80,5	99,0	99,1	98,3	47,4	80,0	98,8	99,2	85,3	84,7
MLP-386	10	99,3	94,2	62,9	72,4	46,4	99,3	93,8	63,0	72,1	46,2	75,0	74,9
MLP-387	10-5	36,3	58,3	54,0	55,5	65,6	36,9	58,3	54,3	54,3	66,1	53,9	54,0
MLP-388	10-10	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9	99,8	99,9	99,8	99,8	99,8	99,9	99,8
MLP-389	10-15	74,6	68,5	70,6	79,2	73,5	74,5	68,5	71,0	79,3	72,4	73,3	73,1
MLP-390	10-20	99,8	99,6	99,9	85,8	82,0	99,7	99,6	99,8	86,3	81,4	93,4	93,4
MLP-391	15	99,0	99,2	99,5	99,1	98,4	98,9	99,1	99,6	98,8	98,7	99,0	99,0
MLP-392	15-5	99,7	39,5	67,6	76,6	81,2	99,6	38,9	67,7	75,5	80,9	72,9	72,5
MLP-393	15-10	78,4	80,2	93,4	85,0	92,2	77,5	80,1	92,8	84,8	92,3	85,8	85,5
MLP-394	15-15	99,7	99,8	99,9	99,8	99,8	99,7	99,8	99,8	99,7	99,7	99,8	99,7
MLP-395	15-20	99,6	99,9	99,7	99,6	99,6	99,5	99,8	99,6	99,4	99,5	99,7	99,6
MLP-396	20	99,3	86,3	99,3	99,4	99,9	99,3	86,3	99,3	99,4	99,8	96,8	96,8
MLP-397	20-5	63,0	68,7	63,0	81,1	63,1	63,4	68,3	63,3	81,6	62,3	67,8	67,8
MLP-398	20-10	99,4	99,3	99,4	99,9	99,4	99,4	99,3	99,4	99,8	99,4	99,5	99,5
MLP-399	20-15	99,2	99,3	99,3	99,4	99,6	99,2	99,2	99,3	99,1	99,6	99,4	99,3
MLP-400	20-20	99,3	99,6	99,6	99,4	99,7	99,0	99,6	99,5	99,3	99,4	99,5	99,4

Tabela C.21: Resultado do treinamento e validação das topologias especialistas candidatas (12 entradas e uma saída com o esterçamento do veículo) para o sétimo sistema neural (dados com ruídos e sem parede), usando o algoritmo *Resilient Propagation*.

Ref.	Neurônios Escondidos	Treinamento MAPE (% acertos)					Validação MAPE (% acertos)					Média Final MAPE (% acertos)	
		C1	C2	C3	C4	C5	C1	C2	C3	C4	C5	Trein.	Val.
MLP-401	5	99,9	99,8	99,9	99,8	99,8	99,9	99,8	99,9	99,8	99,9	99,9	99,9
MLP-402	5-5	99,8	99,9	99,9	100,0	99,9	99,8	99,9	99,9	100,0	99,9	99,9	99,9
MLP-403	5-10	100,0	99,9	100,0	99,9	99,9	100,0	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9
MLP-404	5-15	99,9	99,9	100,0	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9
MLP-405	5-20	99,9	99,8	99,8	99,9	99,9	99,9	99,8	99,8	99,9	99,9	99,9	99,9
MLP-406	10	99,9	99,8	99,9	99,9	99,9	99,9	99,8	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9
MLP-407	10-5	99,8	99,9	99,7	99,9	99,8	99,7	99,9	99,7	99,9	99,8	99,8	99,8
MLP-408	10-10	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9	99,8	99,9	99,9	99,9	99,9
MLP-409	10-15	99,9	100,0	99,9	99,9	99,9	99,9	100,0	99,9	100,0	99,9	99,9	99,9
MLP-410	10-20	100,0	100,0	100,0	100,0	99,9	100,0	100,0	100,0	100,0	99,9	100,0	100,0
MLP-411	15	99,8	99,9	99,9	99,8	99,9	99,8	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9
MLP-412	15-5	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9
MLP-413	15-10	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9	99,8	99,9	99,9	99,9	99,9
MLP-414	15-15	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-415	15-20	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-416	20	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9
MLP-417	20-5	99,9	99,8	99,8	99,8	99,9	99,9	99,8	99,8	99,9	99,9	99,9	99,9
MLP-418	20-10	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9	99,9
MLP-419	20-15	100,0	99,6	100,0	99,9	99,9	100,0	99,6	100,0	100,0	99,9	99,9	99,9
MLP-420	20-20	99,9	100,0	100,0	99,9	99,9	99,9	100,0	100,0	99,9	99,9	99,9	99,9

Tabela C.22: Resultado do treinamento e validação das topologias especialistas candidatas (12 entradas e uma saída com o esterçamento do veículo) para o sétimo sistema neural (dados com ruídos e sem parede), usando o algoritmo *Levenberg-Marquardt*.

Ref.	Neurônios Escondidos	Treinamento MAPE (% acertos)					Validação MAPE (% acertos)					Média Final MAPE (% acertos)	
		C1	C2	C3	C4	C5	C1	C2	C3	C4	C5	Trein.	Val.
MLP-421	5	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-422	5-5	100,0	100,0	99,8	98,7	100,0	100,0	100,0	99,4	99,3	100,0	99,7	99,7
MLP-423	5-10	97,7	65,9	75,1	98,7	97,1	97,1	65,8	77,3	99,3	97,5	86,9	87,4
MLP-424	5-15	100,0	100,0	83,1	99,8	100,0	100,0	100,0	84,9	99,7	100,0	96,6	96,9
MLP-425	5-20	98,9	99,3	82,9	88,9	100,0	98,6	99,2	83,5	89,4	100,0	94,0	94,1
MLP-426	10	41,9	97,7	100,0	100,0	27,5	42,9	97,5	100,0	100,0	31,6	73,4	74,4
MLP-427	10-5	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-428	10-10	100,0	97,7	100,0	100,0	100,0	100,0	97,5	100,0	100,0	100,0	99,5	99,5
MLP-429	10-15	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-430	10-20	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-431	15	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-432	15-5	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-433	15-10	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-434	15-15	99,9	100,0	100,0	100,0	100,0	99,9	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-435	15-20	98,9	98,8	98,8	98,5	98,7	98,6	98,7	98,4	99,0	99,0	98,7	98,7
MLP-436	20	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-437	20-5	100,0	100,0	100,0	97,4	100,0	100,0	100,0	100,0	98,6	100,0	99,5	99,7
MLP-438	20-10	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-439	20-15	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-440	20-20	93,5	89,2	100,0	97,2	100,0	94,0	88,3	100,0	98,6	100,0	96,0	96,2

Tabela C.23: Resultado do treinamento e validação das topologias especialistas candidatas (12 entradas e uma saída com a velocidade do veículo) para o sétimo sistema neural (dados com ruídos e sem parede), usando o algoritmo *Resilient Propagation*.

Ref.	Neurônios Escondidos	Treinamento MAPE (% acertos)					Validação MAPE (% acertos)					Média Final MAPE (% acertos)	
		C1	C2	C3	C4	C5	C1	C2	C3	C4	C5	Trein.	Val.
MLP-441	5	95,6	95,0	95,2	95,4	95,0	95,8	95,3	95,2	94,9	95,1	95,3	95,2
MLP-442	5-5	94,3	95,0	96,0	95,7	95,2	94,4	95,3	96,1	95,3	95,2	95,2	95,2
MLP-443	5-10	94,8	95,2	95,2	95,3	95,3	94,9	95,6	95,2	94,9	95,3	95,2	95,2
MLP-444	5-15	95,2	95,5	95,5	95,5	96,0	95,3	95,8	95,5	95,1	96,1	95,5	95,5
MLP-445	5-20	95,0	95,6	95,5	95,9	95,7	95,1	95,9	95,5	95,4	95,8	95,5	95,5
MLP-446	10	95,6	95,4	95,9	95,7	95,6	95,6	95,6	95,9	95,3	95,7	95,6	95,6
MLP-447	10-5	95,6	95,4	96,3	95,6	96,4	95,6	95,7	96,2	95,2	96,5	95,9	95,9
MLP-448	10-10	95,1	95,6	95,6	95,5	96,0	95,1	95,9	95,6	95,1	96,0	95,6	95,5
MLP-449	10-15	95,9	95,8	96,0	95,6	95,7	95,9	96,1	96,0	95,2	95,8	95,8	95,8
MLP-450	10-20	95,3	95,4	95,9	95,7	95,8	95,3	95,7	96,0	95,3	95,9	95,6	95,6
MLP-451	15	95,2	95,4	95,9	95,5	96,1	95,3	95,7	95,8	95,1	96,1	95,6	95,6
MLP-452	15-5	95,4	95,4	96,1	95,7	96,3	95,5	95,8	96,1	95,3	96,4	95,8	95,8
MLP-453	15-10	95,3	95,6	96,6	95,5	96,4	95,3	95,8	96,6	95,1	96,4	95,9	95,9
MLP-454	15-15	95,7	95,6	96,0	95,8	95,4	95,8	95,8	96,0	95,4	95,4	95,7	95,7
MLP-455	15-20	95,3	95,5	96,1	94,8	96,4	95,4	95,8	96,1	94,4	96,4	95,6	95,6
MLP-456	20	95,4	95,5	95,9	95,4	95,9	95,5	95,7	95,9	95,0	95,9	95,6	95,6
MLP-457	20-5	95,6	95,5	95,8	95,8	96,5	95,6	95,8	95,8	95,3	96,6	95,8	95,8
MLP-458	20-10	96,1	95,5	96,2	95,7	96,5	96,3	95,8	96,2	95,3	96,6	96,0	96,0
MLP-459	20-15	95,1	95,4	96,1	95,5	96,3	95,1	95,7	96,2	95,1	96,3	95,7	95,7
MLP-460	20-20	95,8	95,3	96,4	95,7	82,5	95,9	95,7	96,4	95,3	82,4	93,2	93,1

Tabela C.24: Resultado do treinamento e validação das topologias especialistas candidatas (12 entradas e uma saída com a velocidade do veículo) para o sétimo sistema neural (dados com ruídos e sem parede), usando o algoritmo *Levenberg-Marquardt*.

Ref.	Neurônios Escondidos	Treinamento MAPE (% acertos)					Validação MAPE (% acertos)					Média Final MAPE (% acertos)	
		C1	C2	C3	C4	C5	C1	C2	C3	C4	C5	Trein.	Val.
MLP-461	5	96,9	95,6	96,7	96,5	97,0	97,0	95,8	96,8	96,0	97,1	96,5	96,5
MLP-462	5-5	96,8	94,5	96,2	95,8	96,9	97,0	94,8	96,1	95,4	97,0	96,1	96,1
MLP-463	5-10	95,8	95,8	96,2	92,4	96,5	95,8	96,1	96,2	91,8	96,6	95,3	95,3
MLP-464	5-15	96,6	95,6	96,7	96,5	96,6	96,8	95,7	96,6	96,0	96,6	96,4	96,3
MLP-465	5-20	96,8	95,7	96,9	96,3	96,8	96,9	96,0	96,7	95,8	96,9	96,5	96,5
MLP-466	10	96,9	95,6	96,2	95,7	97,0	96,8	95,9	96,2	95,4	97,1	96,3	96,3
MLP-467	10-5	96,8	95,5	96,4	96,1	97,1	96,9	95,7	96,4	95,8	97,2	96,4	96,4
MLP-468	10-10	95,6	94,7	93,0	96,7	96,7	95,6	94,9	93,0	96,1	96,9	95,3	95,3
MLP-469	10-15	94,6	95,8	96,6	96,1	97,2	94,4	95,9	96,6	95,8	97,2	96,0	96,0
MLP-470	10-20	96,2	95,9	88,3	81,4	97,0	96,4	96,1	88,2	82,4	97,1	91,8	92,0
MLP-471	15	97,0	95,6	96,5	96,2	97,3	97,1	95,8	96,5	95,8	97,4	96,5	96,5
MLP-472	15-5	97,0	96,0	96,2	95,9	97,0	97,1	96,2	96,2	95,4	97,0	96,4	96,4
MLP-473	15-10	96,5	95,9	96,2	96,3	97,0	96,6	96,1	96,2	95,9	97,1	96,4	96,4
MLP-474	15-15	85,8	84,4	97,4	96,8	96,9	85,9	84,8	97,2	96,2	97,1	92,3	92,3
MLP-475	15-20	97,0	95,9	96,9	96,5	95,0	97,1	95,6	96,8	96,0	94,9	96,3	96,1
MLP-476	20	97,1	95,7	96,5	96,6	97,2	97,2	95,8	96,5	96,1	97,3	96,6	96,6
MLP-477	20-5	97,3	95,9	96,6	96,7	97,3	97,3	96,1	96,6	96,3	97,3	96,8	96,7
MLP-478	20-10	96,9	96,1	96,8	96,5	96,9	97,0	96,3	96,7	96,1	97,0	96,7	96,6
MLP-479	20-15	89,1	96,6	96,4	96,3	97,1	88,9	96,7	96,2	95,8	97,1	95,1	94,9
MLP-480	20-20	95,6	95,3	90,8	95,3	97,2	95,8	95,5	90,9	94,6	97,4	94,9	94,8

Tabela C.25: Resultado do treinamento e validação das topologias especialistas candidatas (12 entradas e 4 saídas com o próximo estado da manobra) para o sétimo sistema neural (dados com ruídos e sem parede), usando o algoritmo *Resilient Propagation*.

Ref.	Neurônios Escondidos	Treinamento MAPE (% acertos)					Validação MAPE (% acertos)					Média Final MAPE (% acertos)	
		C1	C2	C3	C4	C5	C1	C2	C3	C4	C5	Trein.	Val.
MLP-481	5	98,0	98,4	97,9	98,1	98,1	98,3	98,7	97,7	97,9	98,1	98,1	98,1
MLP-482	5-5	98,4	98,2	98,3	98,4	98,0	98,5	98,4	98,1	98,2	98,1	98,3	98,3
MLP-483	5-10	98,4	98,3	98,1	98,4	98,3	98,5	98,4	97,9	98,2	98,5	98,3	98,3
MLP-484	5-15	98,0	98,1	98,4	98,3	97,6	98,0	98,5	98,0	98,1	97,7	98,1	98,0
MLP-485	5-20	98,1	98,3	98,6	98,5	98,8	98,2	98,5	98,5	98,3	98,9	98,5	98,5
MLP-486	10	97,7	97,7	98,3	98,5	98,2	97,8	98,0	98,0	98,3	98,3	98,1	98,1
MLP-487	10-5	98,3	98,4	98,1	98,3	98,9	98,4	98,6	97,9	98,2	99,1	98,4	98,4
MLP-488	10-10	98,5	98,3	98,5	98,7	98,4	98,6	98,5	98,3	98,5	98,5	98,5	98,5
MLP-489	10-15	97,9	98,0	98,5	98,6	98,3	98,1	98,4	98,1	98,4	98,5	98,3	98,3
MLP-490	10-20	97,9	98,3	98,4	98,8	97,9	98,0	98,6	98,2	98,7	98,1	98,3	98,3
MLP-491	15	98,3	98,2	98,6	98,6	98,2	98,3	98,4	98,3	98,5	98,3	98,4	98,4
MLP-492	15-5	97,7	98,3	98,0	98,6	97,7	97,8	98,6	97,7	98,5	97,7	98,1	98,1
MLP-493	15-10	98,4	98,6	98,6	98,8	98,5	98,4	98,8	98,4	98,7	98,7	98,6	98,6
MLP-494	15-15	98,0	98,6	98,4	98,8	98,7	98,1	98,8	98,2	98,8	98,8	98,5	98,5
MLP-495	15-20	98,2	98,3	98,5	98,8	98,8	98,1	98,5	98,2	98,6	99,0	98,5	98,5
MLP-496	20	98,4	98,3	98,5	98,7	98,6	98,4	98,6	98,1	98,6	98,7	98,5	98,5
MLP-497	20-5	98,2	98,0	98,4	97,8	98,4	98,2	98,2	98,0	97,6	98,5	98,2	98,1
MLP-498	20-10	98,4	98,9	97,9	98,7	98,3	98,3	99,1	97,6	98,5	98,4	98,4	98,4
MLP-499	20-15	98,6	98,8	98,9	98,8	98,7	98,6	98,9	98,7	98,6	98,8	98,7	98,7
MLP-500	20-20	98,7	98,3	98,3	99,0	98,5	98,6	98,5	98,0	98,8	98,6	98,5	98,5

Ref.	Neurônios Escondidos	Treinamento					Validação					Média Final	
		MAPE (% acertos)					MAPE (% acertos)					MAPE (% acertos)	
		C1	C2	C3	C4	C5	C1	C2	C3	C4	C5	Trein.	Val.
MLP-501	5	99,0	81,5	93,0	81,8	81,5	99,2	81,1	93,1	81,8	81,6	87,3	87,4
MLP-502	5-5	98,8	99,4	99,3	99,5	99,4	98,7	99,4	99,1	99,4	99,4	99,3	99,2
MLP-503	5-10	80,1	80,0	82,5	82,7	95,6	80,0	81,0	82,7	82,4	95,6	84,2	84,3
MLP-504	5-15	99,5	85,7	98,7	99,4	98,8	99,4	85,4	98,5	99,2	99,0	96,4	96,3
MLP-505	5-20	99,5	99,4	99,5	99,4	98,9	99,4	99,4	99,2	99,3	99,0	99,3	99,3
MLP-506	10	85,5	85,5	85,2	77,5	85,8	85,4	85,2	85,5	76,6	85,8	83,9	83,7
MLP-507	10-5	78,3	65,5	83,4	75,5	84,4	78,8	66,3	83,5	75,0	84,6	77,4	77,6
MLP-508	10-10	49,3	45,5	29,5	48,1	37,7	49,8	45,9	30,1	48,0	37,8	42,0	42,3
MLP-509	10-15	42,1	38,0	36,5	70,8	36,3	43,3	39,0	37,3	70,4	36,4	44,8	45,3
MLP-510	10-20	99,2	99,2	99,3	98,6	99,1	99,1	99,2	98,8	98,6	99,1	99,1	99,0
MLP-511	15	99,4	99,3	99,4	99,4	99,1	99,3	99,3	99,0	99,3	99,2	99,3	99,2
MLP-512	15-5	81,8	97,0	99,3	99,2	82,2	82,1	97,3	99,0	99,0	82,4	91,9	92,0
MLP-513	15-10	99,5	85,7	91,4	85,7	99,3	99,3	85,3	91,4	85,4	99,3	92,3	92,2
MLP-514	15-15	98,8	98,6	99,4	99,5	99,3	98,7	98,8	99,1	99,4	99,3	99,1	99,1
MLP-515	15-20	99,4	99,3	99,4	99,4	99,2	99,3	99,3	99,1	99,3	99,3	99,3	99,3
MLP-516	20	99,5	99,2	99,1	99,3	99,5	99,2	99,2	98,6	99,0	99,5	99,3	99,1
MLP-517	20-5	99,1	98,9	99,3	99,2	99,3	98,7	98,7	99,4	99,1	99,3	99,2	99,1
MLP-518	20-10	90,1	57,5	69,2	97,4	92,2	90,5	56,7	69,8	97,1	91,9	81,3	81,2
MLP-519	20-15	64,2	58,5	67,9	83,6	70,5	66,1	58,8	68,8	83,5	71,3	68,9	69,7
MLP-520	20-20	82,7	99,5	99,4	99,0	99,1	81,9	99,3	99,4	99,0	99,2	95,9	95,8

[illegible]

Tabela C.28: Resultados do Treinamento e validação das topologias especialistas candidatas (12 entradas e uma saída com esterçamento do veículo) para o quinto sistema neural (dados com ruídos e com parede), usando o algoritmo *Levenberg-Marquardt*.

Ref.	Neurônios Escondidos	Treinamento MAPE (% acertos)					Validação MAPE (% acertos)					Média Final MAPE (% acertos)	
		C1	C2	C3	C4	C5	C1	C2	C3	C4	C5	Trein.	Val.
MLP-541	5	100,0	97,5	100,0	100,0	95,5	100,0	97,7	100,0	100,0	94,2	98,6	98,4
MLP-542	5-5	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-543	5-10	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-544	5-15	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-545	5-20	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-546	10	100,0	100,0	100,0	45,1	100,0	100,0	100,0	100,0	46,5	100,0	89,0	89,3
MLP-547	10-5	91,3	100,0	100,0	97,6	100,0	90,0	100,0	100,0	97,7	100,0	97,8	97,5
MLP-548	10-10	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-549	10-15	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-540	10-20	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-551	15	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-552	15-5	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-553	15-10	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-554	15-15	100,0	100,0	100,0	98,8	98,8	100,0	100,0	100,0	98,7	98,6	99,5	99,5
MLP-555	15-20	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-556	20	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-557	20-5	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-558	20-10	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0
MLP-559	20-15	96,6	88,4	62,9	22,1	91,8	96,8	89,8	65,9	23,5	92,0	72,4	73,6
MLP-550	20-20	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0	100,0

Tabela C.29: Resultados do Treinamento e validação das topologias especialistas candidatas (12 entradas e uma saída com a velocidade do veículo) para o quinto sistema neural (dados com ruídos e com parede), usando o algoritmo *Resilient Propagation*.

Ref.	Neurônios Escondidos	Treinamento MAPE (% acertos)					Validação MAPE (% acertos)					Média Final MAPE (% acertos)	
		C1	C2	C3	C4	C5	C1	C2	C3	C4	C5	Trein.	Val.
MLP-561	5	96,1	96,2	95,8	96,0	96,0	96,3	95,9	95,9	95,7	96,1	96,0	96,0
MLP-562	5-5	96,0	96,0	95,6	93,2	95,8	96,3	95,6	95,7	93,1	95,9	95,3	95,3
MLP-563	5-10	96,3	95,5	94,7	95,9	94,0	96,6	95,2	94,8	95,6	94,0	95,3	95,2
MLP-564	5-15	96,6	96,3	95,9	95,8	96,4	96,8	96,1	96,0	95,5	96,4	96,2	96,2
MLP-565	5-20	96,4	95,8	94,9	96,6	95,6	96,6	95,6	95,0	96,3	95,6	95,8	95,8
MLP-566	10	96,1	95,3	95,5	95,6	95,7	96,4	95,1	95,7	95,4	95,8	95,7	95,7
MLP-567	10-5	96,4	96,0	94,0	95,3	95,6	96,7	95,8	94,2	95,2	95,6	95,5	95,5
MLP-568	10-10	96,2	96,3	94,7	96,4	95,5	96,5	96,0	94,9	96,1	95,6	95,8	95,8
MLP-569	10-15	96,3	95,9	95,8	95,2	95,6	96,6	95,6	95,9	94,9	95,7	95,8	95,7
MLP-570	10-20	96,7	96,8	95,3	96,8	95,5	97,0	96,5	95,4	96,5	95,7	96,2	96,2
MLP-571	15	96,1	96,3	95,8	95,6	96,0	96,3	95,9	96,0	95,4	96,1	96,0	95,9
MLP-572	15-5	96,3	96,4	96,5	96,3	96,3	96,6	96,1	96,5	96,0	96,4	96,3	96,3
MLP-573	15-10	96,7	96,3	95,6	96,3	96,3	97,0	96,0	95,7	96,0	96,4	96,2	96,2
MLP-574	15-15	96,4	96,0	95,5	96,0	95,9	96,6	95,7	95,7	95,8	96,0	96,0	96,0
MLP-575	15-20	95,8	96,8	96,0	96,0	96,3	96,0	96,5	96,2	95,8	96,3	96,2	96,2
MLP-576	20	96,4	96,3	95,5	95,7	95,7	96,7	96,0	95,6	95,5	95,8	95,9	95,9
MLP-577	20-5	96,6	96,5	95,7	96,1	96,6	96,8	96,2	95,8	95,9	96,6	96,3	96,3
MLP-578	20-10	96,3	95,9	95,5	96,1	95,8	96,6	95,5	95,7	95,8	95,9	95,9	95,9
MLP-579	20-15	96,4	95,9	95,7	96,3	96,3	96,6	95,5	95,8	96,0	96,3	96,1	96,1
MLP-580	20-20	96,2	96,2	95,9	96,6	96,1	96,4	95,9	96,1	96,3	96,2	96,2	96,2

Tabela C.30: Resultados do Treinamento e validação das topologias especialistas candidatas (12 entradas e uma saída com a velocidade do veículo) para o quinto sistema neural (dados com ruídos e com parede), usando o algoritmo *Levenberg-Marquardt*.

Ref.	Neurônios Escondidos	Treinamento MAPE (% acertos)					Validação MAPE (% acertos)					Média Final MAPE (% acertos)	
		C1	C2	C3	C4	C5	C1	C2	C3	C4	C5	Trein.	Val.
MLP-581	5	96,8	96,7	97,0	96,8	95,8	97,1	96,4	97,0	96,5	95,6	96,6	96,5
MLP-582	5-5	96,8	96,2	97,2	97,0	95,9	97,0	95,9	97,2	96,7	95,9	96,6	96,6
MLP-583	5-10	97,2	94,6	97,4	90,0	95,0	97,4	94,4	97,3	90,0	95,1	94,9	94,8
MLP-584	5-15	97,1	97,0	96,3	97,0	96,4	97,3	96,8	96,3	96,7	96,4	96,8	96,7
MLP-585	5-20	96,3	97,1	96,9	96,5	95,9	96,5	96,8	96,9	96,2	95,9	96,5	96,5
MLP-586	10	96,1	96,1	97,2	96,9	95,6	96,3	96,1	97,1	96,6	95,5	96,4	96,3
MLP-587	10-5	96,9	96,7	97,0	96,8	96,1	97,1	96,5	97,0	96,6	96,0	96,7	96,6
MLP-588	10-10	95,4	97,2	96,4	96,0	96,2	95,5	97,1	96,4	95,8	96,2	96,2	96,2
MLP-589	10-15	97,0	97,1	97,1	96,8	96,4	97,1	96,9	97,1	96,6	96,4	96,9	96,8
MLP-590	10-20	96,8	97,0	96,5	97,0	95,9	97,0	96,7	96,6	96,8	95,9	96,6	96,6
MLP-591	15	85,3	96,5	91,3	96,6	95,5	85,6	96,1	91,4	96,4	95,5	93,1	93,0
MLP-592	15-5	44,5	89,4	45,5	93,0	90,2	43,1	88,9	45,1	92,7	90,7	72,5	72,1
MLP-593	15-10	96,4	97,3	96,8	97,1	95,9	96,6	97,0	96,8	96,9	96,0	96,7	96,7
MLP-594	15-15	97,1	97,2	97,5	96,8	96,2	97,3	97,0	97,4	96,6	96,3	97,0	96,9
MLP-595	15-20	97,0	97,2	97,2	96,8	96,2	97,2	96,9	97,2	96,6	96,3	96,9	96,8
MLP-596	20	55,5	97,0	97,0	96,8	96,3	56,8	96,8	96,9	96,6	96,3	88,5	88,7
MLP-597	20-5	96,7	96,8	97,3	97,0	96,4	96,9	96,5	97,2	96,7	96,5	96,8	96,7
MLP-598	20-10	96,7	97,4	96,9	97,1	96,9	97,0	97,2	96,9	96,8	96,8	97,0	97,0
MLP-599	20-15	90,8	97,0	64,9	96,7	95,9	90,7	96,6	65,2	96,4	95,7	89,1	88,9
MLP-600	20-20	96,1	96,9	97,4	96,9	96,2	96,3	96,5	97,3	96,7	96,1	96,7	96,6

Tabela C.31: Resultados do Treinamento e validação das topologias especialistas candidatas (12 entradas e três saídas com os próximos estados da manobra) para o quinto sistema neural (dados com ruídos e com parede), usando o algoritmo *Resilient Propagation*.

Ref.	Neurônios Escondidos	Treinamento MAPE (% acertos)					Validação MAPE (% acertos)					Média Final MAPE (% acertos)	
		C1	C2	C3	C4	C5	C1	C2	C3	C4	C5	Trein.	Val.
MLP-601	5	98,1	98,5	98,5	98,6	98,6	98,1	98,5	98,6	98,5	98,6	98,5	98,5
MLP-602	5-5	98,1	98,2	98,4	98,5	97,9	98,2	98,3	98,4	98,3	98,0	98,2	98,2
MLP-603	5-10	98,1	98,6	98,5	98,6	98,6	98,2	98,6	98,5	98,4	98,6	98,5	98,5
MLP-604	5-15	98,1	98,3	98,2	98,3	98,1	98,1	98,4	98,3	98,1	98,2	98,2	98,2
MLP-605	5-20	98,5	98,3	98,6	98,5	98,3	98,5	98,3	98,7	98,4	98,4	98,4	98,4
MLP-606	10	97,9	98,7	98,4	98,6	98,7	98,0	98,6	98,5	98,5	98,7	98,5	98,5
MLP-607	10-5	98,4	98,6	98,5	98,6	98,4	98,4	98,6	98,5	98,4	98,5	98,5	98,5
MLP-608	10-10	98,2	98,7	98,7	98,8	98,5	98,3	98,7	98,8	98,6	98,5	98,6	98,6
MLP-609	10-15	98,4	98,2	98,0	98,2	98,6	98,5	98,2	98,0	98,0	98,6	98,3	98,3
MLP-610	10-20	98,2	98,4	98,1	98,4	98,4	98,2	98,4	98,1	98,2	98,4	98,3	98,3
MLP-611	15	98,5	98,4	98,4	98,6	98,4	98,5	98,4	98,5	98,5	98,4	98,5	98,5
MLP-612	15-5	98,3	97,8	98,3	98,4	98,9	98,4	97,9	98,4	98,2	98,9	98,4	98,4
MLP-613	15-10	98,4	98,2	98,4	98,4	98,7	98,4	98,2	98,5	98,2	98,7	98,4	98,4
MLP-614	15-15	98,2	98,2	98,6	98,5	98,3	98,2	98,2	98,7	98,3	98,4	98,4	98,3
MLP-615	15-20	98,3	98,5	98,7	98,5	98,7	98,3	98,5	98,7	98,3	98,7	98,5	98,5
MLP-616	20	98,1	98,4	98,7	98,6	98,8	98,1	98,3	98,7	98,4	98,9	98,5	98,5
MLP-617	20-5	98,0	98,1	97,9	99,0	98,0	98,0	98,1	98,0	98,9	98,1	98,2	98,2
MLP-618	20-10	98,1	98,7	98,6	98,9	98,9	98,1	98,7	98,7	98,8	99,0	98,7	98,6
MLP-619	20-15	98,7	98,5	98,6	98,3	98,4	98,6	98,5	98,7	98,2	98,5	98,5	98,5
MLP-620	20-20	98,0	98,1	98,7	98,8	98,7	98,0	98,1	98,8	98,6	98,7	98,5	98,4

Tabela C.32: Resultados do Treinamento e validação das topologias especialistas candidatas (12 entradas e três saídas com os próximos estados da manobra) para o quinto sistema neural (dados com ruídos e com parede), usando o algoritmo *Levenberg-Marquardt*.

Ref.	Neurônios Escondidos	Treinamento MAPE (% acertos)					Validação MAPE (% acertos)					Média Final MAPE (% acertos)	
		C1	C2	C3	C4	C5	C1	C2	C3	C4	C5	Trein.	Val.
MLP-621	5	98,3	98,6	98,8	99,3	99,6	98,2	98,6	98,8	99,3	99,5	98,9	98,9
MLP-622	5-5	98,8	98,6	97,7	93,7	98,5	98,6	98,6	97,8	93,6	98,6	97,5	97,4
MLP-623	5-10	99,6	99,3	99,6	99,1	97,9	99,5	99,3	99,5	99,0	97,8	99,1	99,0
MLP-624	5-15	68,0	81,0	81,1	80,9	80,9	67,8	81,7	80,6	80,6	80,5	78,4	78,3
MLP-625	5-20	98,9	99,1	99,0	99,1	99,1	98,7	99,1	99,0	99,0	99,0	99,0	99,0
MLP-626	10	99,3	99,3	99,5	99,1	99,5	99,2	99,3	99,5	98,9	99,4	99,4	99,3
MLP-627	10-5	98,8	99,6	99,2	99,5	98,8	98,7	99,5	99,2	99,5	98,8	99,2	99,1
MLP-628	10-10	99,4	99,5	99,5	99,4	99,4	99,2	99,4	99,5	99,3	99,4	99,4	99,3
MLP-629	10-15	83,9	98,9	99,2	99,1	99,2	83,5	98,9	99,1	98,7	99,0	96,0	95,8
MLP-630	10-20	99,6	99,4	99,5	99,5	99,6	99,4	99,3	99,5	99,4	99,5	99,5	99,4
MLP-631	15	99,4	99,4	99,4	99,4	99,6	99,2	99,3	99,4	99,2	99,5	99,4	99,3
MLP-632	15-5	45,6	51,5	49,1	21,2	30,8	45,5	51,2	48,6	22,1	30,9	39,7	39,7
MLP-633	15-10	70,5	80,1	67,7	86,1	67,7	70,2	80,8	67,6	86,4	67,3	74,4	74,5
MLP-634	15-15	99,4	99,4	99,6	99,5	99,5	99,3	99,3	99,5	99,4	99,4	99,5	99,4
MLP-635	15-20	97,8	98,5	89,9	98,9	82,3	97,3	98,3	90,3	98,3	82,1	93,5	93,2
MLP-636	20	95,1	99,2	80,3	99,1	95,4	95,4	99,0	79,9	98,8	95,2	93,8	93,7
MLP-637	20-5	98,9	99,3	99,3	99,6	99,4	98,8	99,2	99,4	99,4	99,3	99,3	99,2
MLP-638	20-10	99,1	60,5	99,1	98,6	98,6	99,0	60,7	98,9	98,3	98,6	91,2	91,1
MLP-639	20-15	86,9	95,2	80,5	86,6	76,0	86,7	95,2	80,7	85,9	76,4	85,1	85,0
MLP-640	20-20	99,7	99,4	99,3	99,5	99,5	99,3	99,3	99,1	99,4	99,3	99,5	99,3