

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO MARANHÃO**  
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E TECNOLOGIA  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE ELETRICIDADE

**MODELOS DE CONTROLE SEMAFÓRICO FUZZY ADAPTATIVO  
PARA CRUZAMENTOS ISOLADOS**

**ANA CAROLINE MEIRELES SOARES**

**ORIENTADORA: PROF. DR. JOÃO VIANA DA FONSECA NETO**  
**ORIENTADORA: PROF.<sup>a</sup> DR.<sup>a</sup> PATRÍCIA HELENA MORAES RÊGO**

São Luís  
2018

**UNIVERSIDADE FEDERAL DO MARANHÃO**  
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E TECNOLOGIA  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE ELETRICIDADE

**MODELOS DE CONTROLE SEMAFÓRICO *FUZZY* ADAPTATIVO  
PARA CRUZAMENTOS ISOLADOS**

**ANA CAROLINE MEIRELES SOARES**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Eletricidade da Universidade Federal do Maranhão, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Engenharia de Eletricidade, área de concentração: Automação e Controle  
Orientador: Dr. João Viana da Fonseca Neto  
Orientadora: Dr.<sup>a</sup> Patrícia Helena Moraes Rêgo

São Luís  
2018

Ficha gerada por meio do SIGAA/Biblioteca com dados fornecidos pelo(a) autor(a).  
Núcleo Integrado de Bibliotecas/UFMA

Meireles Soares, Ana Caroline.

Modelos de controle semafórico fuzzy adaptativo para cruzamentos isolados / Ana Caroline Meireles Soares. - 2018.

93 f.

Coorientador(a): Dra. Patrícia Helena Moraes Rêgo.

Orientador(a): Dr. João Viana Da Fonseca Neto.

Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-graduação em Engenharia de Eletricidade/ccet, Universidade Federal do Maranhão, São Luís, 2018.

1. Controle adaptativo. 2. Controle de tráfego. 3. Estimacão de Matriz OD. 4. Sistema Fuzzy. 5. Técnicas de agrupamento. I. Da Fonseca Neto, Dr. João Viana. II. Moraes Rêgo, Dra. Patrícia Helena. III. Título.

# **UNIVERSIDADE FEDERAL DO MARANHÃO**

CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E TECNOLOGIA

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA DE ELETRICIDADE

## **MODELOS DE CONTROLE SEMAFÓRICO *FUZZY* ADAPTATIVO PARA CRUZAMENTOS ISOLADOS**

**ANA CAROLINE MEIRELES SOARES**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Eletricidade da Universidade Federal do Maranhão, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Engenharia de Eletricidade, área de concentração: Automação e Controle.

Aprovado em \_\_\_ de \_\_\_\_\_ de \_\_\_\_\_.

Membros da Banca:

---

Prof. Dr. João Viana da Fonseca Neto  
(Orientador – UFMA)

---

Prof. Dr.<sup>a</sup> Patrícia Helena Moraes Rêgo  
(Orientadora - UEMA)

---

Prof. Dr. Ginalber Luiz de Oliveira Serra (UFMA)

---

Prof. Dr. Raimundo Carlos Silvério Freire (UFMA)

São Luís  
2018

*Ao meu filho Arthur, que pelo simples fato de existir já me torna mais forte.*

*A minha família, em especial a minha mãe, principal responsável pelo meu sucesso.*

# AGRADECIMENTOS

Primeiramente agradeço a Deus, pois sem Ele nada seria possível.

Agradeço ao meu orientador Prof. Dr. João Viana da Fonseca Neto, por todo apoio e ensinamentos que me foram dados, pela paciência, pela confiança e autonomia diante dessa dissertação, pela amizade e por todo carinho, enfim, por todo suporte que me foi dado para que este trabalho se concretizasse com sucesso.

A minha orientadora Prof. Dr<sup>a</sup>. Patrícia Helena Moraes Rego, por todas as discussões, atenção, questionamentos e por todo tempo que dedicou a mim e ao meu trabalho.

Aos meus pais, por serem minha fortaleza, minha base, meu apoio e não me deixarem desanimar independente do momento.

Ao meu filho Arthur, porque sua existência contribuiu ainda mais para meu desenvolvimento pessoal.

Ao meu companheiro Ronnen, pelo apoio, compreensão e companheirismo.

A toda minha família, por sempre acreditarem no meu potencial e pelo apoio incondicional que sempre me proporcionaram.

Aos professores membros dessa pós-graduação: Prof. Ginalber Luiz de Oliveira Serra, Prof. Francisco das Chagas de Souza e Prof. Allan Kardec Duailibe Barros, pelos ensinamentos repassados nas disciplinas e pela paciência nas dúvidas que surgiram fora delas.

Aos meus amigos de curso, em especial Evandro Martins Araújo Filho, pela parceria e cumplicidade de todas as horas e Rafael Jorge Menezes Santos, pela paciência e ensinamentos repassados.

Aos meus amigos de laboratório, em especial Bruno França Coelho e José Pinheiro de Moura, pelo companheirismo do dia a dia e pelas brincadeiras que tornaram os dias mais leves.

Enfim, a todos os meus amigos que de alguma forma contribuíram para a conclusão de mais essa etapa.

*“No caminhar da vida nem sempre o caminho será leve, mas Deus sempre nos dará sapatos adequados.”*

(Yla Fernandes)

# RESUMO

O trânsito de pessoas e mercadorias tem influência direta e importância vital no desenvolvimento social e econômico da sociedade moderna, e por isso, suas consequências negativas advindas do crescimento desordenado merecem atenção no planejamento das cidades. Esta exigência de mobilidade gera aumento no número de veículos em circulação e conseqüentemente, a ocorrência de frequentes congestionamentos, acidentes, atrasos, aumento da poluição, dentre outros. Muitas melhorias nos sistemas de controle de tráfego têm sido propostas, e muitas metodologias são apresentadas com o objetivo de reduzir os efeitos provocados por estes problemas. Neste trabalho são propostos modelos para controle de tráfego urbano em cruzamentos isolados através de estratégias traçadas aos temporizadores utilizando controle *fuzzy* e análise de agrupamento. O objetivo é controlar, de forma adaptativa, o fluxo de veículos em um cruzamento por meio de um plano de cronometragem aplicado aos semáforos, evitando ou amenizando os congestionamentos. Os modelos propostos levam em consideração cruzamentos que apresentam Condição de Saída Única (CSU), isto é, cruzamentos com pelo menos uma origem que tem somente um destino permissível, em contraste aos modelos convencionais, os quais são aplicáveis apenas aos cruzamentos onde cada origem está associada a mais de um destino. Os modelos são compostos de três partes principais: a primeira parte é constituída da estimação da matriz OD (origem – destino) que é baseada em filtragem de Kalman a partir da contagem de tráfego nos cruzamentos da cidade em estudo. Esses dados são usados como entrada para a realização da segunda parte, que consiste em utilizar técnicas de agrupamento para extrair os conjuntos *fuzzy*, e com isso, inseri-los no controlador *fuzzy* que representa a terceira parte da metodologia aqui proposta, onde é estimado o melhor tempo para o semáforo.

**Palavras-chave:** Controle de tráfego, Estimação de Matriz OD, Sistema *Fuzzy*, Técnicas de agrupamento, Controle adaptativo.



# ABSTRACT

The traffic of people and goods has direct influence and vital importance in the social and economic development of modern society, and so, its negative consequences originated from the out of order growth deserve attention in the planning of cities. Such mobility demand generates an increase in the flow of vehicles in circulation and consequently, the occurrence of frequent traffic jams, accidents, delays, pollution increase, among others. Several improvements in the traffic control systems have been proposed, and many methodologies have been presented aiming at reducing the effects triggered by those problems. In this work, models are proposed for urban traffic control in isolated crossings through strategies traced to the timers using *fuzzy* control and cluster analysis. The objective is to control, adaptively, the flow of vehicles at a crossing by means of a timing plan applied to traffic lights, avoiding or decreasing traffic jams. The proposed models take into account crossings that present Single Exit Condition (CSU), that is, crossings with at least one origin that has only one permissible destination, in contrast to conventional models, which are applicable only to intersections where each origin is associated with more than one destination. The models are composed of three main parts: the first part consists of the estimation of the OD matrix (origin - destination) which is based on Kalman filtering from the traffic count at the crossroads of the study city. This data is used as input to perform the second part, which consists of using clustering techniques to extract the *fuzzy* sets, and with that, insert them into the *fuzzy* controller that represents the third part of the methodology proposed here, where the best time for the traffic light is estimated.

**Keywords:** Traffic control, OD Matrix Estimation, fuzzy system, clustering techniques, adaptive control.

# LISTA DE FIGURAS

Figura 1 - Estrutura básica de um sistema <i>fuzzy</i> .....	34
Figura 2 - Centro de Gravidade .....	35
Figura 3 - Sistema de controle <i>fuzzy</i> baseado no modelo Mamdani.....	39
Figura 4 - Tipos de agrupamento.....	41
Figura 5 - Etapas de agrupamento .....	44
Figura 6 - Sistema de Controle Adaptativo .....	56
Figura 7 - Cruzamento Colares Moreira.....	60
Figura 8- Cruzamento Areinha.....	60
Figura 9 - Cruzamento João Paulo .....	60
Figura 10 - Cenário 01.....	62
Figura 11 - Cenário 02.....	62
Figura 12 - Cenário 3.1 .....	63
Figura 13 - Cenário 3.2.....	63
Figura 14 - Cenário 01 com meta heurística.....	64
Figura 15 - Cenário 02 com meta heurística.....	64
Figura 16 - Cenário 3.1 com meta heurística.....	64
Figura 17 - Cenário 3.2 com meta heurística.....	64
Figura 18 – Cruzamento Colares Moreira (a) Esquemático (b) Real .....	66
Figura 19 – Funções de pertinências (Entrada e Saída) - Abordagem I.....	67
Figura 20 – Agrupamentos <i>K-means</i> dos dados: dupla entrada/ dupla saída.....	68
Figura 21 – Agrupamentos <i>K-means</i> dos dados: única entrada/única saída .....	68
Figura 22 - Funções de pertinências (Entrada e Saída) - Abordagem II .....	69
Figura 23 – Funções de pertinências (Entrada e Saída) - Abordagem III .....	69
Figura 24 – Sistema <i>fuzzy</i> em estudo.....	71
Figura 26 - Modelo 01 .....	72
Figura 27 - Modelo 02 .....	73
Figura 28 - Modelo 03 .....	73
Figura 28 - Dados experimentais.....	73
Figura 29 - Valores relativo aos tempos para o semáforo nas três abordagens.....	74

# LISTA DE TABELAS

Tabela 1 - Tabela de "valores verdadeiros" .....	62
Tabela 2 - Valores de $b_j(t)$ para comparação .....	63
Tabela 3 - Tempo de processamento das três abordagens.....	70
Tabela 4 - Valores numéricos para o resultado de T1 .....	74
Tabela 5 - Valores numéricos para o resultado de T2 .....	75

# LISTA DE QUADROS

Quadro 1 - Regras <i>Fuzzy</i> .....	71
--------------------------------------	----

# LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

COG – *Center of gravity*

CSU - Condição de Saída Única

FCM – *Fuzzy C-means*

IBAM – Instituto Brasileiro de Administração Municipal

Matriz OD – Matriz Origem Destino

MCP - Modelo de Controle Preditivo

RLS – *Recursive Least Square*

SUMO - *Simulation of Urban MObility*

SIT - Sistemas Inteligentes de Transporte

TAC - *Traffic Actuated Control*

TOD - *Time of Day*

T1 – Tempo 01

T2 – Tempo 02

# SUMÁRIO

<b>CAPÍTULO 1 - INTRODUÇÃO .....</b>	<b>13</b>
1.1 Motivação e relevância.....	15
1.2 Objetivos.....	18
1.2.1 Objetivo Geral .....	18
1.2.2 Objetivos específicos.....	18
1.3 Metodologia de Desenvolvimento.....	19
1.4 Organização do Trabalho.....	20
<b>CAPÍTULO 2 - ESTIMAÇÃO DAS MATRIZES ORIGEM-DESTINO (OD).....</b>	<b>21</b>
2.1 Introdução.....	21
2.2 Estimação das matrizes origem-destino (OD).....	23
2.3 Descrição do modelo de estimação da matriz OD.....	25
2.3.1 Notação e Preliminares.....	25
2.3.2 Modelo proposto.....	27
2.3.2.1 Estimação sem restrição com $B(t)$ constante .....	27
2.3.2.2 Estimação sem restrição com $B(t)$ variante no tempo.....	29
2.4 Considerações finais .....	31
<b>CAPÍTULO 3 - TÉCNICAS PARA CONTROLE SEMAFÓRICO FUZZY.....</b>	<b>32</b>
3.1 Breve histórico e Conceitos Fundamentais da Teoria de Inferência <i>Fuzzy</i> .....	32
3.2 Controladores <i>fuzzy</i> .....	36
3.3 Tipos de controladores <i>fuzzy</i> .....	37
3.4 Agrupamento .....	40
3.5 Notações e definições .....	43
3.6 Algoritmos de agrupamento .....	45
3.6.1 <i>K-means</i> .....	45
3.6.2 <i>Fuzzy C-means</i> .....	46
3.7 Considerações finais .....	47
<b>CAPÍTULO 4 - MODELO DE CONTROLE SEMAFÓRICO FUZZY .....</b>	<b>48</b>
4.1 Considerações Iniciais .....	48

4.2	Estimação da matriz OD .....	50
4.3	Abordagens adotadas para controle semafórico .....	55
4.4	Considerações finais .....	57
<b>CAPÍTULO 5 - SIMULAÇÕES .....</b>		<b>59</b>
5.1	Estimação da matriz OD .....	59
5.1.1	Cenários .....	59
5.1.2	Resultados computacionais e discussões .....	62
5.2	Aplicação das técnicas de agrupamento para gerar conjuntos <i>fuzzy</i> .....	64
5.2.1	Problemática .....	65
5.2.2	Abordagem I – Formação de conjuntos <i>fuzzy</i> sem agrupamento .....	66
5.2.3	Abordagem II - Formação de conjuntos <i>fuzzy</i> com agrupamento não <i>fuzzy</i> .....	67
5.2.4	Abordagem III - Formação de conjuntos <i>fuzzy</i> com agrupamento <i>fuzzy</i> .....	69
5.3	Tempo de processamento das abordagens .....	70
5.4	Sistema de inferência <i>fuzzy</i> .....	70
5.5	Considerações finais .....	75
<b>CAPÍTULO 6 - CONCLUSÃO .....</b>		<b>77</b>
6.1	Contribuições .....	79
6.2	Trabalhos futuros .....	79
<b>CAPÍTULO 7 - BIBLIOGRAFIA .....</b>		<b>81</b>
<b>GLOSSÁRIO .....</b>		<b>86</b>
<b>APÊNDICE A .....</b>		<b>88</b>
<b>ANEXO A .....</b>		<b>91</b>

# Capítulo 1

## INTRODUÇÃO

---

Atualmente, o crescimento acelerado dos centros urbanos e o aumento do número de transportes individuais vêm inviabilizando o papel das cidades de proporcionar qualidade de vida e de circulação de pessoas e mercadorias. Esta situação intensifica os conflitos entre os diferentes modos de deslocamento, e assim, gera gastos econômicos volumosos, pois muitas estratégias são formuladas com o intuito de viabilizar o fluxo de veículos motorizados (Duarte, et al., 2007). Toda essa interação está relacionada ao conceito de sistema de transporte.

Um sistema de transporte pode ser definido como um conjunto de elementos e interações entre a produção da demanda de viagens dentro de uma determinada área e da prestação de serviços de transporte para satisfazer essa demanda. Em outras palavras, não consiste unicamente em elementos físicos e organizacionais que interagem entre si para produzir oportunidades de transportes, mas também da demanda que procura obter vantagem de cada oportunidade para se locomover de um lugar para outro, sendo esta, resultante de interações entre a maioria das atividades sociais e econômicas que ocorrem em determinada área (Cascetta, 2009).

Ações necessárias para a implementação de políticas que permitam aos cidadãos o direito de acesso seguro e eficiente aos espaços urbanos e que, além disso, devolvam às cidades o atributo de sustentabilidade socioeconômica e ambiental são atreladas ao conceito de mobilidade urbana. Diante do exposto, o sistema de mobilidade urbana pode ser conceituado como um conjunto estruturado de modos, redes e infraestruturas que garantem o deslocamento das pessoas na cidade, além de manter fortes interações com as demais políticas urbanas (IBAM, 2005). O grande desafio que deve ser considerado em relação a mobilidade urbana é a inclusão da maioria da população na vida das cidades, promovendo inclusão social à medida que proporciona acesso amplo e democrático ao espaço urbano (Duarte, et al., 2007).



A mobilidade urbana é um grande desafio para o Brasil na atualidade. Problemas como mal planejamento das cidades e má qualidade do transporte público contribuem para que aumente a quantidade de pessoas que utilizam veículos próprios como meio de transporte. Todo este crescimento faz com que a infraestrutura de transportes fique saturada, gerando lentidão, congestionamentos e aumente o tempo que as pessoas passam dentro dos veículos (Dessbesell, 2015). Devido a estes fatores, tem-se investido muito em estratégias inovadoras que originam o conceito de Sistemas Inteligentes de Transporte (SIT), que tendem a proporcionar novas formas suscetíveis a criar mobilidade sustentável nas comunicações e na sociedade da informação (Figueredo, 2005).

Uma boa integração de modos, serviços e infraestrutura tem grande significado para a melhoria do sistema de mobilidade urbana, assim como é altamente relevante o papel do gestor público deste sistema, buscando sua melhoria contínua e organização para atendimento das necessidades da população (IBAM, 2005). Associado a este conceito de sistema de transporte, e a definição de SIT por (Figueredo, 2005), surge a percepção das Cidades Inteligentes, que consistem em sistemas onde pessoas e processos interagem estrategicamente entre si com a finalidade de obter melhoria na qualidade de vida da população.

A maioria das cidades brasileiras ainda estão distantes dessa percepção de Cidade Inteligente, entre elas São Luís. A zona metropolitana de São Luís do Maranhão apresenta muitos conflitos de trânsito decorrente da disputa pelo reduzido espaço urbano entre os automóveis, pedestres, etc., avenidas mal planejadas, má sinalização de trânsito, entre outros. A capital também sofreu grande impacto da urbanização tardia, porém acelerada (Alcantara Jr & Selbach, 2009), e nestes últimos anos vem passando por fortes transformações na mobilidade urbana, que estão melhorando aos poucos seu contexto atual. Dentre outros motivos, esta cidade foi selecionada para o estudo de caso deste trabalho.

Esta dissertação tem como objetivo propor modelos de controle semafórico *fuzzy* com uma abordagem adaptativa para a aplicação em cruzamentos isolados. Muitos métodos foram utilizados para tal trabalho, entre eles, filtro de Kalman, sistemas *fuzzy*, técnicas de agrupamento, entre outros, e serão apresentados ao longo deste trabalho. Nas próximas seções serão ressaltados a motivação, relevância e os objetivos deste estudo, mostrando a metodologia adotada e a estrutura do trabalho.

## 1.1 Motivação e relevância

Muitas soluções, além do incentivo aos transportes de massa e ao uso de bicicletas, são mencionadas por especialistas em Urbanismo e Geografia Urbana, e muitos são os debates com base nesse assunto. Muitos trabalhos envolvendo diversas tecnologias e metodologias são aplicados no intuito de melhorar os problemas relacionados a mobilidade urbana, que é uma preocupação presente em todos os países devido à grande quantidade de moradores nas cidades (Ferraz & Torres, 2004).

Baseado na linha de sistemas inteligentes, (Figueiredo, 2005) propõe o desenvolvimento de um simulador para apoio em tomada de decisão baseado em uma abordagem microscópica de condições reais de tráfego, que pode ser aplicado tanto a redes urbanas, como não urbanas. O sentido de abordagem microscópica está em analisar o trânsito em seus pormenores, ou seja, considerando cada via. Em seu trabalho cada veículo é modelado como uma entidade individual de entrada na rede, e tendo conhecimento sobre os percursos de cada veículo e as possíveis decisões tomadas pelos condutores, o sistema consegue auxiliar os motoristas nas melhores decisões para o controle de tráfego. Todos os elementos interagindo e tomando decisões juntos, representam bem o conceito de cidade inteligente apresentado pelo autor.

Com a proposta de um semáforo inteligente, (Dessbesell, 2015) apresenta em seu trabalho a eficácia no emprego de agentes inteligentes para o controle do tráfego urbano, a fim de reduzir os efeitos negativos causados, principalmente, pelos congestionamentos. Como principal ferramenta para o controle proposto é utilizado os sistemas multiagente e heurísticas. O autor justifica o fato de ter usado heurísticas para solução do problema pois, segundo (Zhao & Zeng, 2007) a principal vantagem das heurísticas é que elas sempre são capazes de encontrar soluções razoáveis para qualquer tamanho de problema de tráfego. Estes problemas são relativamente fáceis de ser expressos em forma de heurística e geralmente são difíceis de ser representados com precisão em termos de funções de restrição matemática. O trabalho é aplicado a cidade de Porto Alegre, no Rio Grande do Sul, sendo feita uma comparação entre o método proposto e o utilizado como prova da eficácia do método.

Muitos trabalhos são desenvolvidos na área de otimização e controle de tráfego através do tempo dos semáforos. (Krajzewicz, et al., 2006) utilizaram um algoritmo de lógica de semáforos onde o comprimento de um congestionamento em frente a um semáforo era medido e colocado como entrada para decidir o tempo ótimo de sinal verde. Para testar a metodologia

empregada, o autor mostra a melhoria da vazão de fluxo usando o simulador de tráfego de código aberto SUMO (*Simulation of Urban MOBility*).

(Chen, et al., 2016) propõe uma solução para os congestionamentos de trânsito através de um novo Modelo de Controle Preditivo (MCP) também baseado em sistema de controle de luz dos semáforos. O método proposto de otimização de semáforo baseado em MPC é proposto para obter configurações de tempo apropriadas que podem reduzir o congestionamento geral. Algoritmo genético é a ferramenta utilizada para garantir a otimalidade dos resultados.

As estratégias de temporização aos semáforos em cruzamentos podem ser realizadas para cruzamentos isolados ou em rede. Como exemplo de trabalho aplicado para cruzamentos em rede, convém citar (Balaji, et al., 2010), que também utiliza controle baseado em agentes. No referido trabalho o tempo verde é otimizado em uma rede urbana rodoviária arterial para reduzir o tempo total de viagem, e com isso, o atraso nas viagens. A arquitetura multiagente proposta utiliza dados de tráfego coletados por sensores em vários cruzamentos, armazenando padrões históricos de tráfego e dados comunicando os agentes em cruzamentos adjacentes para calcular o tempo verde para uma fase. O *software* PARAMICS é usado como uma plataforma para simular 29 intersecções sinalizadas no *Central Business District* de Cingapura e testar o desempenho do método proposto para diferentes cenários de tráfego.

Com abordagem similar, voltada a controle em cruzamentos em rede, está (Jamshidnejad, et al., 2015), um dos artigos base para este trabalho. O artigo apresenta um sistema multiagente *fuzzy* para uma rede urbana através da temporização dos semáforos com o objetivo de reduzir o tempo de espera dos veículos. O método consiste em extrair os conjuntos *fuzzy* a serem usados no sistema de inferência através das matrizes origem-destino (OD), onde a técnica utilizada para formação dos conjuntos é baseada em três técnicas de agrupamento: Hierárquico, *K-means* e Agrupamento em dois estágios. A mesma metodologia é aplicada no trabalho em estudo, porém diferencia-se por mostrar três abordagens comparativas, uso de diferentes técnicas de agrupamento e aplicação a cruzamentos de forma isolada, entre outras.

Outro artigo considerado como base para este trabalho e que apresenta metodologia semelhante a anterior é o trabalho de (Angulo, et al., 2011), propondo uma aplicação de diferentes técnicas de computação flexível para controle semaforico adaptativo. O trabalho é dividido em duas partes: *Offline* e *Online*. A primeira parte é composta pela coleta de dados dos fluxos para os cruzamentos em rede e depois, a estimação das matrizes OD. Em seguida, técnicas de agrupamento são utilizadas como forma de reconhecimento dos padrões de tráfego local. Após isso, é definido um tempo ótimo para o semáforo considerando cada padrão encontrado, concluindo assim, a parte *offline*. A parte *online* consiste em coletar os dados de

tráfego real, estimar a matriz OD do tempo seguinte e inferir onde esta matriz se enquadra dentro dos padrões encontrados na etapa *offline*, e assim, utilizar o tempo ótimo para aquele padrão já definido na etapa anterior. Com isso pretende-se formular um sistema de controle que possivelmente seja aplicado em tempo real, de forma adaptativa, se antecipando aos acontecimentos, evitando assim, os congestionamentos.

Um exemplo de controle traçado a cruzamentos isolados é apresentado em (Wong & Woon, 2008). Ali, os autores discutem sobre as significativas variações de padrões de tráfego durante o dia e propõe uma otimização do tempo do semáforo. Para esta otimização, os dados utilizados pelos algoritmos devem ser divididos em segmentos, conhecidos como TOD (*Time of Day*), segmentos de tempo que são praticamente estacionários. O objetivo é encontrar padrões através de técnicas de agrupamento, utilizando o TOD, e com isso, encontrar um tempo ótimo para cada padrão encontrado.

Outro desenvolvimento direcionado a cruzamentos isolados pode ser encontrado em (Shirvani & Maleki, 2015), onde os autores propõem um sistema denominado TAC (*Traffic Actuated Control*) que determina as durações de tempo verde de forma *online*. Estas determinações estão sujeitas a parâmetros estáticos predefinidos que não respondem a mudanças súbitas do fluxo de tráfego, como por exemplo, o tempo máximo verde que o semáforo pode assumir, para esta finalidade é utilizado um sistema *fuzzy*. A eficiência do método proposto é avaliada pela ferramenta de simulação de tráfego microscópico AIMSUN 7.

Neste trabalho apresenta-se uma abordagem similar à adotada por (Jamshidnejad, et al., 2015) e (Angulo, et al., 2011), que usam como metodologias principais o sistema *fuzzy* e as técnicas de agrupamento para estimar o melhor tempo para o semáforo. O objetivo do trabalho é apresentar o desenvolvimento de um modelo de controle semaforico aplicado a cruzamentos isolados, com abordagem adaptativa, buscando a otimização do fluxo de tráfego na região, minimizando ou eliminando os congestionamentos. Para cumprir este fim são utilizadas técnicas de computação flexível, como sistemas *fuzzy* e algoritmos de agrupamento.

Os artigos (Angulo, et al., 2011) e (Jamshidnejad, et al., 2015) são utilizados como base para este trabalho, porém algumas adequações são realizadas nas metodologias propostas para adaptar a aplicação na cidade em estudo. No presente trabalho são apresentados os resultados para três abordagens diferentes, utilizando técnicas de agrupamento diferentes das mencionadas nos artigos base, além disso, a abordagem desta dissertação está aplicada a cruzamentos isolados e não a cruzamentos em rede, como retratou os dois trabalhos supracitados.

Neste trabalho, como já foi mencionado, a estratégia de operação adotada é voltada para controle de cruzamento de forma isolada, que significa que o controle é projetado baseado apenas nos volumes de veículos existentes no cruzamento, não sendo considerada eventual influência dos cruzamentos adjacentes. Esta estratégia é adotada a priori pois, a maioria dos cruzamentos da cidade em estudo não possuem influência considerável de outros cruzamentos, além disso, trata-se da estratégia mais simples e, portanto, ideal para o teste da metodologia. Pretende-se, em trabalhos futuros, utilizar a mesma metodologia, obviamente com adequações, para outros tipos de estratégias de operação, como por exemplo, o controle arterial de cruzamento. Para a finalidade supracitada é proposto um controle semafórico adaptativo, ou seja, um semáforo que consiga atuar da forma mais eficaz possível dada a situação atual em que o trânsito se encontra, e assim, controlando o fluxo de veículos em cruzamentos isolados. O sistema proposto coleta os dados atuais, possui os dados passados e consegue traçar estratégias de temporização aos semáforos para evitar os congestionamentos.

## 1.2 Objetivos

### 1.2.1 Objetivo Geral

Desenvolver modelos de controle semafórico *fuzzy* aplicados a cruzamentos isolados, com uma abordagem adaptativa, buscando melhorias no fluxo de tráfego, minimizando ou eliminando os congestionamentos.

### 1.2.2 Objetivos específicos

- Estudar modelos e trabalhos relacionados ao controle de tráfego com diferentes técnicas;
- Escolher locais a serem considerados na cidade de São Luís e levantar dados dos mesmos em relação ao tráfego;
- Estudar ferramentas matemáticas que relacionem o estudo do controle de tráfego, normas de sinalização semafórica, além de outros assuntos relacionados especificamente com o tema;
- Desenvolver modelos de controle através de estratégias aos temporizadores dos semáforos;

- Otimizar operações de tráfego, analisando entre as técnicas de otimização clássica e heurísticas, a que mais se adequar a finalidade proposta;
- Propor simulações de modelos de controle de tráfego, fazendo estudo de sua possível implementação prática na cidade em estudo.

### 1.3 Metodologia de Desenvolvimento

O presente trabalho está embasado nas metodologias propostas por (Jamshidnejad, et al., 2015) e (Angulo, et al., 2011), que serviram de base e inspiração para a aplicação na cidade escolhida para o estudo de caso, São Luís. O trabalho propõe apresentar um modelo de controle semafórico inteligente aplicado a cruzamentos de forma isolada. Tal modelo é dividido em três partes principais, compostas pela estimação da matriz OD, agrupamento de dados e estimação do melhor tempo para o semáforo com base nas etapas anteriores.

A estimação das matrizes OD é baseada no trabalho de (Li & Moor, 1999), onde a estratégia é encontrar um vetor de probabilidades utilizando um estimador de estados, e adicionar as restrições de igualdade e desigualdades aos valores encontrados pelo estimador, obtendo-se assim, um resultado mais confiável. Ao trabalho base, é inserida uma etapa adicional ao algoritmo como contribuição ao método, visto que, ao ser aplicado em seu formato original aos cruzamentos com CSU, não apresentou resultados satisfatórios, fato que será discutido nos capítulos posteriores.

Em seguida, a intenção é utilizar técnicas de agrupamento não-*fuzzy* e *fuzzy* como forma de extrair os conjuntos *fuzzy* a serem considerados no sistema de inferência, sendo esta a segunda etapa. Após isso, a definição do melhor tempo estimado para o semáforo é encontrada considerando três abordagens diferentes: a primeira, onde o próprio projetista define os conjuntos *fuzzy*; a segunda, onde estes conjuntos são encontrados por técnica de agrupamento e a terceira, onde os conjuntos são determinados por técnica de agrupamento *fuzzy*. Com isso pretende-se formular modelos de controle *fuzzy* que estime o melhor tempo para o semáforo, e que atue de forma adaptativa ao contexto real, evitando ou minimizando os congestionamentos. Através destas medidas, pretende-se controlar o fluxo de veículos em um cruzamento isolado.

## 1.4 Organização do Trabalho

Esta dissertação está estruturada da seguinte maneira: no Capítulo 2 é apresentada toda a parte teórica sobre a estimação da matriz OD, conceituando-a e mostrando sua importância e o valor da sua estimação dentro de um estudo de controle de tráfego. Neste capítulo são apresentados muitos trabalhos relevantes, notações e conceitos preliminares que são utilizados ao longo do trabalho, além de apresentado o modelo proposto de estimação. Esta primeira etapa do trabalho proporcionou a publicação de um artigo científico em conferência internacional, mostrando sua relevância para o trabalho.

No Capítulo 3 são apresentadas as principais técnicas utilizadas no trabalho, introduzindo ao leitor os conceitos básicos sobre sistemas *fuzzy* e técnicas de agrupamento, também são citados alguns trabalhos relevantes na área. Neste capítulo é dado foco os dois algoritmos utilizados no trabalho: *K-means* e *Fuzzy C-means*. Este capítulo é fundamental para o entendimento da metodologia, sempre enfatizando as técnicas utilizadas no trabalho e ressaltando como o sistema *fuzzy* e as técnicas de agrupamento estão conectados.

O Capítulo 4 mostra como todas as ferramentas citadas nos capítulos anteriores são usadas para atender ao objetivo deste trabalho, é o capítulo da metodologia utilizada e nele são mostrados todos os passos adotados para a obtenção dos resultados, que estão presentes no Capítulo 5. Neste capítulo são mostrados os experimentos computacionais com seus resultados e discussões, e é com base neles, que no Capítulo 6 são discutidas as conclusões do trabalho, ressaltadas suas contribuições e mencionados suas propostas de trabalhos futuros.

# Capítulo 2

## ESTIMAÇÃO DAS MATRIZES ORIGEM-DESTINO (OD)

---

*Neste capítulo é mostrado todo o referencial teórico sobre a estimação de uma matriz OD, conceituando-a, mostrando sua importância e relatando trabalhos relevantes na área de estimação. Também são apresentadas as notações e algumas definições que são utilizadas ao longo do trabalho.*

### 2.1 Introdução

Os passageiros e os bens que se deslocam em uma determinada área exigem eficiência nos serviços de transporte fornecidos pelo sistema. A demanda de viagens desempenha claramente um papel central na análise e modelagem de sistemas de transporte, pois a maioria dos projetos de transporte tenta satisfazer essa demanda. Por sua vez, as escolhas dos viajantes podem afetar significativamente o desempenho dos elementos de suprimento de transporte através dos congestionamentos.

Um fluxo de demanda de viagem pode ser formalmente definido como o número de usuários, com determinadas características, que consomem serviços específicos oferecidos por um sistema de transporte, tudo isso em um determinado período de tempo. É evidente que os fluxos de procura de viagens resultam da agregação de viagens individuais efetuadas na área de estudo durante o período de referência. Uma viagem é definida como o ato de mover-se de um lugar (origem) para outro (destino) usando um ou mais meios de transporte, a fim de realizar uma ou mais atividades (Cascetta, 2009).



Dentre as metodologias de estudo de demanda é importante destacar as que procuram captar os desejos de viagem dos habitantes das cidades, coletando não apenas a origem e o destino de seus deslocamentos, como também as variáveis de tempo a eles associados (início, fim, duração), o modo de transporte utilizado e os motivos da realização do deslocamento, além de uma série de informações adicionais, notadamente as socioeconômicas, conceituando as chamadas Matrizes de Origem-Destino (Matrizes OD) (Guerra, 2011). No contexto da estimativa da demanda de transporte de passageiros, as matrizes OD descrevem o fluxo de viagens entre cada par de origem-destino em uma área de estudo.

Os usuários do sistema de transporte e as viagens que realizam podem ser caracterizados de várias maneiras, entre elas, uma forma comum é a temporal. Outra classificação importante é a espacial, que é feita agrupando-se os fluxos de demanda por local (zona ou centroide) de origem e destino, onde podem ser organizados em forma de tabelas, caracterizando as matrizes de origem-destino (matrizes O/D), sendo que as linhas e colunas correspondem as vias de origem e destino, respectivamente (Cascetta, 2009).

Resumindo, as matrizes OD quantificam a demanda por transporte em uma região geográfica e constituem peças-chaves em estudos de planejamento, projeto e gerenciamento de sistemas de transportes urbanos e regionais (Oliveira Neto, et al., 2016), por isso é tão importante estimá-la.

Métodos convencionais de obtenção da matriz OD – chamados métodos tradicionais ou métodos diretos – como pesquisas e entrevistas com motoristas em campo, técnicas de observação direta e *car-following*<sup>1</sup> tendem a tornar-se altamente dispendiosos em termos do trabalho humano necessário e/ou do custo de interromper os usuários da malha viária para entrevistas (Abrahamsson, 1998) e frequentemente não resultam em uma padrão representativo da população dos deslocamentos na área em estudo. Nestes métodos, apenas uma pequena proporção de viagens é observada para um dia típico do tráfego, o que resulta em muitos pares OD nulos ou com poucas viagens na amostra, composta por uma única realização dos fluxos OD (Oliveira Neto, et al., 2016).

Em contrapartida a estes métodos tradicionais está a contagem volumétrica de fluxos nas vias, que são as contagens de fluxo nas vias em um determinado período de tempo, que podem ser feitas por sensores, por exemplo. Estas apresentam menor valor monetário e já se encontram disponíveis na maioria das médias e grandes cidades. Esta forma alternativa de estimação de matrizes OD é chamada de estimação sintética (Oliveira Neto, et al., 2016).

<sup>1</sup> Modelo comportamental de um veículo seguir o outro. Dentre estes modelos, o *car-following* é o que tem atraído a maior atenção de pesquisadores e analistas, por este ser o modelo que representa os movimentos longitudinais da corrente de tráfego, exercendo assim forte influência em importantes variáveis de tráfego como densidade e velocidade média.

Este trabalho tem como primeira etapa estimar a matriz OD sintética em cruzamentos.

## 2.2 Estimação das matrizes origem-destino (OD)

(Oliveira Neto, et al., 2016) apresentam em seu trabalho uma discussão sobre sintetizar uma matriz OD por meio de métodos matemáticos com o uso de dados provenientes de contagens de tráfego feitas nas redes de transportes, os quais podem ser classificados em métodos de reconstrução e de estimação. O trabalho revela que é possível classificar o processo que gera a matriz de viagens como determinístico ou probabilístico, dependendo das premissas adotadas. Considera-se, no primeiro caso, que a matriz de interesse é uma matriz constante ou que representa o conjunto dos fluxos médios; já no caso probabilístico, deseja-se realmente estimar, no sentido propriamente estatístico, a média (ou qualquer outro parâmetro) da distribuição populacional dos fluxos OD. Para gerar a matriz OD neste trabalho é usado um vetor de probabilidade, portanto, de acordo com o autor supracitado, trata-se de uma classificação probabilística. Quanto ao fato de estimar ou reconstruir, a literatura destaca que os modelos de otimização são partes integrantes dos métodos de estimação, embora não fique claro, em muitos casos, o que se pretende estimar: se a matriz de fluxos médios, ou a matriz para um dado período de tempo em que os arcos foram observados. Quando os volumes são observados por um único período de tempo, considera-se que se trata de uma reconstrução, como neste trabalho a matriz probabilística é construída em vários intervalos de tempo, é considerado uma estimação.

Do ponto de vista matemático, o problema de estimação da matriz OD é equivalente a resolver um problema de otimização com restrições de igualdade e desigualdade. Em (Li & Moor, 1999), a metodologia utilizada para a estimação da matriz OD é dividida em três etapas: na primeira é determinada a solução da estimação por mínimos quadrados recursivos desconsiderando as restrições do problema, na segunda é inserido as duas restrições de igualdade e na terceira, as restrições de desigualdade para a obtenção do resultado final. O mesmo procedimento de desconsiderar as restrições e depois adicionar métodos apropriados de correção é feito por (Cremer & Keller, 1987) e (Nihan & Davis, 1987), este procedimento se mostrou eficiente tanto do ponto de vista computacional quanto em relação a precisão, sendo por isso, escolhido para ser utilizado neste trabalho.

Outro contexto utilizado para estimação das matrizes OD é mostrado por (Dan, et al., 2011), onde os autores propõem um método de estimação baseado em um algoritmo de

filtragem adaptativa de *Sage-Husa* melhorado. O método tem o intuito de melhorar a velocidade de convergência do algoritmo e precisão dos valores encontrados. A ideia é alterar e medir a covariância do ruído de medição, de acordo com o estado de filtragem, de modo que o método não só suprima a divergência do filtro, como também aumenta a precisão do mesmo.

A maioria dos artigos de estimação dos estados de tráfego usa algoritmos baseados na metodologia de Filtragem de Kalman, pois trata-se de um estimador de estados ótimo aplicado para sistemas dinâmicos com ruído aleatório usando uma quantidade limitada de medições ruidosas (Hong & Fukuda, 2012).

Já (Guerra, 2011) apresenta uma abordagem diferente, com uma proposta metodológica de estimativa de Matriz Origem-Destino para sistemas de transporte aproveitando as informações do Sistema de Bilhetagem Eletrônica e do banco de dados das linhas em Sistema de Informação Geográfica (SIG), técnica simples e rápida que se mostrou muito eficiente para estudos de planejamento de transportes públicos.

Com outro enfoque, (Carrara, et al., 2015) apresentam e aplicam um modelo matemático, baseado no problema do caminho mínimo, para analisar a compatibilidade entre pares de aeroportos de origem e destino, que transportam órgãos para transplante pelo modo aéreo, utilizando voos de empresas aéreas regulares em território brasileiro. (Bertoncini & Kawamoto, 2012) propõe estudos apenas em cruzamentos e usa cenários para avaliar e comprovar as hipóteses formuladas. Ele propõe e verifica a hipótese de que contagem de tráfego nas interseções da rede de transportes, ao invés de contagem de tráfego nos arcos, reduz o grau de indeterminação e torna mais precisa a modelagem da matriz OD sintética. Esta metodologia usar cenários para avaliar hipótese também é utilizada neste trabalho.

(Banos, et al., 2016) propõe utilizar uma meta-heurística para solucionar um modelo matemático aplicado a um porto de granel, com o intuito de fornecer metodologias de auxílio no planejamento das operações do porto. O método proposto é baseado em meta-heurística e a avaliação é feita com base em um estudo de caso, onde são apresentados testes feitos utilizando dados reais.

A presente dissertação se baseia na metodologia de estimação de matriz OD proposta por (Li & Moor, 1999), (Cremer & Keller, 1987) e (Nihan & Davis, 1987), que consistem na estimação desconsiderando a priori as restrições e adicionando-as posteriormente como meio de correção. Para o estudo da aplicação deste método de estimação é apresentado na cidade de São Luís, o conceito de cruzamentos com Condição de Saída Única (CSU), pois foi necessário inserir uma etapa adicional aos métodos propostos nos artigos base citados, para adaptar o algoritmo ao estudo de caso. A CSU é uma definição criada para cruzamentos que apresentam

pelo menos uma origem que apresenta apenas um destino permissível. Mais detalhes é mostrado no Capítulo 4.

O estimador utilizado neste trabalho é o Filtro de Kalman, diferenciando-se da metodologia no qual esse trabalho se baseou, onde o estimador é o RLS. As hipóteses levantadas serão confirmadas com base nos cenários apresentados, que caracterizam cruzamentos reais da cidade no qual o estudo está sendo aplicado. Propõem-se portanto, apresentar uma metodologia de estimação de matriz OD com baixo custo computacional, que pode ser aplicada no mundo real, de forma online, possibilitando a captura de informações essenciais para o desenvolvimento de estratégias voltadas para o projeto de sistemas de transportes inteligentes, e com isso, dá continuidade a segunda e terceira etapa deste trabalho.

## 2.3 Descrição do modelo de estimação da matriz OD

Nesta seção são apresentadas as notações que são utilizadas no trabalho, como também a formulação do modelo proposto de estimação da matriz OD.

### 2.3.1 Notação e Preliminares

Considere um cruzamento com  $m$  entradas e  $n$  saídas. O tempo de interesse é dividido em  $N$  intervalos, também definidos como TOD (*Time of day*)( $t = 1, \dots, N$ ).

Sejam,

$y_j(t)$  ( $j = 1, \dots, n$ ) o fluxo de saída, ou seja, o número total de veículos que passa por cada saída  $j$  do cruzamento no intervalo de tempo  $t$ ;

$$y(t) = [y_1(t), \dots, y_n(t)]';$$

$q_i(t)$  ( $i = 1, \dots, m$ ) o fluxo de entrada, ou seja, o número total de veículos que passa por cada entrada  $i$  do cruzamento no intervalo de tempo  $t$ ;

$$q(t) = [q_1(t), \dots, q_m(t)]';$$

$J_i = \{j: \text{saída } j \text{ é permissível para usuários que entram na entrada } i\}$  ( $i = 1, \dots, m$ );

$I_j = \{i: \text{entrada } i \text{ admite usuários que podem usar a saída } j\}$ ;

$| \cdot |$  = número de elementos de um conjunto;

$b_{ij}(t)$  ( $i = 1, \dots, m; j = 1, \dots, n$ ) representa a probabilidade do veículo que entra via  $i \in I_j$  e sai em  $j$  no intervalo  $t$ ;

$b_j(t) = [b_{ij}(t)]$ ,  $\forall i \in I_j$  e  $Q_j(t) = [q_i(t)]$ ,  $\forall i \in I_j$  são vetores de dimensão  $|I_j| \times 1$  tal que  $i$  está em ordem crescente para cada  $j = 1, \dots, n$ .

$b(t) = [b'_1(t), \dots, b'_n(t)]'_{p \times 1} \triangleq [b^{(i)}(t)]_{p \times 1}$ , o sobrescrito  $i$  é numerado de tal forma que o  $i$ -ésimo elemento de  $b$  é representado como  $b^{(i)}$ ,  $i = 1, \dots, p$ , onde  $p = \sum_{j=1}^n |I_j|$ .  $z'$  denota o transposto do vetor  $z$ .

$B(t) = [b_{ij}(t)]$  representa uma matriz de probabilidade  $m \times n$  formada pelos elementos de  $b(t)$ .

As probabilidades  $b_{ij}(t)$  satisfazem às condições impostas pela Teoria de Probabilidade, que são representadas por

$$Rb = \mathbf{1}_{m \times 1} \quad (2-1a)$$

$$b \geq 0, \quad (2-1b)$$

sendo  $R$  a matriz de coeficientes da equação de conservação (2-1a) que atende a condição  $R = \text{diag}\{\mathbf{1}^T, \dots, \mathbf{1}^T\}L$  para uma dada matriz de permutação  $L$  e o  $j$ -ésimo vetor  $\mathbf{1}$  de  $R$  é um vetor de dimensão  $|I_j| \times 1$  com todos os elementos unitários. Esta matriz é formada de tal forma que, quando multiplicada com o vetor de probabilidades  $b(t)$  consiga relacionar todas as probabilidades referentes a cada entrada dada por todas as saídas possíveis, ou seja,  $\sum_{j=1}^n b_{ij}(t) = 1$ . A condição (2-1b) significa que  $b_{ij}(t) \geq 0, \forall i, j$ .

Uma matriz OD é definida como aquela que contém, em cada elemento  $od_{ij}$ , o fluxo de veículos (número de veículos por unidade de tempo) que saem de uma determinada origem  $i$  e chegam a um destino  $j$  durante um determinado intervalo de tempo  $t$ , sendo representada por

$$OD = [od_{ij}] \quad (2-2)$$

$$od_{ij}(t) = b_{ij}(t) \cdot q_i(t).$$

Supondo um cruzamento de  $m$  origens e  $n$  destinos, um cruzamento com Condição de Saída Única é definido como aquele que apresenta pelo menos uma origem  $i$  que satisfaz  $|J_i| = 1$ , ou seja, a origem  $i$  com apenas um destino permissível. Neste tipo de cruzamento as proibições são definidas pelas características da região, não sendo obrigatoriamente apenas a proibição no formato “U”. Por outro lado, um cruzamento que não apresenta esta condição, matematicamente pode ser definido como aquele que apresenta  $|J_i| \geq 2$ , ou seja, cada origem deve admitir no mínimo dois destinos permissíveis e no qual as proibições são obrigatoriamente em formato “U”.

### 2.3.2 Modelo proposto

Neste trabalho considera-se o modelo de regressão linear dado por

$$y(t) = Q(t)b + e(t), \quad (2-3)$$

sendo  $e(t)$  um vetor estocástico com média zero e variância conhecida representando um ruído no sistema e  $Q(t) = \text{diag}\{Q_1(t)^T, \dots, Q_n(t)^T\}$ . O ruído é inserido devido ao tempo de travessia e erros de contagem, etc. ter sido desconsiderado, pois é relativamente pequeno quando comparado ao intervalo de tempo total. A mesma consideração é feita por (Cremer & Keller, 1987), (Nihan & Davis, 1987) e (Li & Moor, 1999).

Para os pares de observações  $(q(t), y(t))$ ,  $t = 1, \dots, N$ , disponíveis a cada intervalo de tempo  $t$ , o problema de estimação recursiva de  $b(t)$  consiste em determinar  $\hat{b}(t)$  para encontrar a solução para o seguinte problema de otimização

$$\min J(b(t)) = \sum_{k=1}^t \sum_{j=1}^n \{y_j(k) - Q_j(k)b_j\}^2 \quad t = 1, \dots, N \quad (2-4)$$

sujeito a (2-1).

Fornecida a solução para o problema (2-4), a demanda entre a  $i$ -ésima origem e o  $j$ -ésimo destino no intervalo  $t$  é estimada por (2-2).

Se as restrições (2-1) são ignoradas, que é o proposto a priori, o problema de se estimar  $B(t)$  com uma saída vetorial decompõe-se em  $j$  problemas de estimação independentes com saída escalar, assim, a equação (2-3) pode ser expressa como

$$y_j(t) = Q_j(t)b_j(t) + e_j(t), \quad (2-5)$$

Uma discussão muito importante que deve ser levada em consideração sobre a estimação da matriz OD sem restrições é considerar a matriz de probabilidade  $B(t)$  variante ou não no tempo. Neste trabalho  $B(t)$  será considerada invariante ao longo do tempo, por se tratar do caso mais simples, sendo que o caso variante no tempo será proposto em pesquisas futuras. Essa consideração deve ser feita na etapa da estimação sem restrições, a primeira etapa da metodologia de estimação usada neste trabalho. Em (Nihan & Davis, 1987), os autores retratam sobre essa questão que é discutida a seguir.

#### 2.3.2.1 Estimação sem restrição com $B(t)$ constante

Supondo  $B(t) = B$ , ou seja, constante ao longo do tempo, (2-5)(2-3) é então considerada uma equação padrão de modelo de regressão linear. Se é possível ter informações

sobre  $y(t)$  e  $q(t)$  ao longo do tempo  $t = 1, \dots, N$ , a estimativa dos mínimos quadrados ordinários para cada coluna de B pode ser calculada como:

$$\hat{b}_j = [\sum_{t=1}^N q(t)q'(t)]^{-1}[\sum_{t=1}^N q(t)y_j(t)], j = 1, \dots, n. \quad (2-6a)$$

Se é necessária uma estimativa para cada  $t$ , isso pode ser obtido por

$$\hat{b}_j(t) = [\sum_{k=1}^t q(k)q'(k)]^{-1}[\sum_{k=1}^t q(k)y_j(k)], j = 1, \dots, n. \quad (2-6b)$$

Prosseguindo com o problema sem restrições, ressalta-se que a equação (2-6b) requer uma inversão da matriz para cada  $t$  e, portanto, é computacionalmente ineficiente. Uma vez que em (2-5) o problema da estimativa se decompõe em  $n$  problemas de saída escalar, o lema de inversão da matriz pode ser usado para contornar essa dificuldade. Seja

$$A(t) = \frac{1}{t} \sum_{k=1}^t q(k)q'(k)$$

e usando alguma álgebra direta, uma versão recursiva de (2-6b) pode ser obtida como

$$\hat{b}_j(t) = \hat{b}_j(t-1) + \frac{1}{t} A^{-1}(t)q(t)[y_j(t) - q'(t)\hat{b}_j(t-1)] \quad (2-7a)$$

$$A(t) = A(t-1) + \frac{1}{t[q(t)q'(t) - A(t-1)]}. \quad (2-7b)$$

Então definindo,

$$P(t) = \frac{1}{t} A^{-1}(t)$$

e aplicando o lema de inversão de matrizes, é possível obter

$$\hat{b}_j(t) = \hat{b}_j(t-1) + K_j(t)[y_j(t) - q'(t)\hat{b}_j(t-1)] \quad (2-8a)$$

$$K_j(t) = P_j(t-1)q(t)/[1 + q'(t)P_j(t-1)q(t)] \quad (2-8b)$$

$$P_j(t) = P_j(t-1) - \frac{P_j(t-1)q(t)q'(t)P_j(t-1)}{1 + q'(t)P_j(t-1)q(t)}. \quad (2-8c)$$

Para cada  $t$ , as estimativas obtidas de (2-8) são equivalentes às obtidas por (2-6b) e às vezes são chamadas de estimativas de mínimos quadrados recursivos. Como o erro de predição

$$y_j(t) - q'(t)\hat{b}_j(t-1)$$

desempenha um papel primordial na atualização de  $\hat{b}_j(t)$ , estimadores com esta forma também são chamados de fórmulas de RPE – *Recursive Prediction Error* (erro de predição recursivo).

O estimador recursivo (2-8) requer valores iniciais  $\hat{b}_j(0)$ ,  $P(0)$  para iniciar o algoritmo. Tal estimador pode ser interpretado como um Filtro de Kalman para o processo

$$b_j(t) = b_j(t-1) \quad (2-9a)$$

$$y_j(t) = q'(t)b_j(t) + e_j(t), \quad (2-9b)$$

sendo os  $e_j(t)$  variáveis aleatórias independentes com média zero e variância  $r_j(t)$ . Adotando-se o modelo (2-9), as equações do Filtro de Kalman podem ser usadas para estimar o estado  $b_j(t)$ , como segue

$$\hat{b}_j(t) = \hat{b}_j(t-1) + K_j(t)[y_j(t) - q'(t)\hat{b}_j(t-1)] \quad (2-10a)$$

$$K_j(t) = P_j(t-1)q(t)/[r_j(t) + q'(t)P_j(t-1)q(t)] \quad (2-10b)$$

$$P_j(t) = P_j(t-1) - \frac{P_j(t-1)q(t)q'(t)P_j(t-1)}{r_j(t) + q'(t)P_j(t-1)q(t)}. \quad (2-10c)$$

Comparando as equações (2-8) com (2-10) é possível mostrar que o estimador de mínimos quadrados recursivo (2-8) é um caso especial do Filtro de Kalman (2-10) com  $r_j(t) = 1$ . De fato, uma abordagem de mínimos quadrados ponderados com pesos iguais aos inversos de  $r_j(t)$  produzirá estimativas equivalentes ao Filtro Kalman (2-10). Ou seja, se para cada instante de tempo  $t$ , busca-se minimizar o critério da soma dos quadrados ponderados

$$\sum_{k=1}^t \frac{1}{r_j(k)} [y_j(k) - q'(k)b]^2,$$

o estimador recursivo apropriado é dado por (2-10). Quando o valor real de  $r_j(t)$  é desconhecido, esses termos também podem servir como parâmetros de projeto que podem ser manipulados para melhorar o desempenho do algoritmo.

### 2.3.2.2 Estimação sem restrição com $B(t)$ variante no tempo

Na prática, a matriz  $B(t)$  é mais provável que esteja variando no tempo e um bom esquema de estimativa deve ser capaz de acompanhar essas variações. É visto que tanto o procedimento de mínimos quadrados quanto do Filtro de Kalman levaram a algoritmos equivalentes quando  $B(t)$  era considerada constante. Ambas as abordagens podem ser modificadas para rastrear  $B(t)$  variante no tempo, entretanto os algoritmos embora similares, não são equivalentes.

O critério de mínimos quadrados usado para obter (2-8) coloca mesma ponderação em todos os dados disponíveis. Para rastrear um  $B(t)$  variante no tempo, é desejável ponderar fortemente as observações mais recentes. O critério



$$\sum_{k=1}^t \lambda_j^{t-k} [y_j(t) - q'(t)b_j(t)]^2 \quad (2-11)$$

sendo  $0 < \lambda_j \leq 1$ , permite que os erros de predição tenham ponderações diferentes. Quando  $\lambda_j = 1$ , o critério (2-11) é equivalente a um critério de mínimos quadrados ordinários. Quando  $\lambda_j < 1$ , o critério coloca relativamente menor ponderação em dados mais antigos. O estimador recursivo resultante a partir da minimização de (2-11) é

$$\hat{b}_j(t) = \hat{b}_j(t-1) + K_j(t)[y_j(t) - q'(t)\hat{b}_j(t-1)] \quad (2-12a)$$

$$K_j(t) = P_j(t-1)q(t)/[\lambda_j + q'(t)P_j(t-1)q(t)] \quad (2-12b)$$

$$P_j(t) = \frac{1}{\lambda_j} \left[ P_j(t-1) - \frac{P_j(t-1)q(t)q'(t)P_j(t-1)}{\lambda_j + q'(t)P_j(t-1)q(t)} \right]. \quad (2-12c)$$

Note que, quando  $\lambda_j = 1$ , (2-12) se torna equivalente a (2-8). Geralmente, bons valores de  $\lambda_j$  não será conhecido antecipadamente, mas selecionado pelo projetista.

O Filtro de Kalman pode ser estendido também ao caso de  $B(t)$  variante no tempo. Primeiro, o modelo em espaço estado (2-9) é generalizado para

$$b_j(t) = b_j(t-1) + s_j(t) \quad (2-13a)$$

$$y_j(t) = q'(t)b_j(t) + e_j(t) \quad (2-13b)$$

sendo  $s_j(t)$  vetores aleatórios independentes com média zero e matrizes de covariância  $R_j(t)$ . O vetor  $b_j(t)$  agora varia no tempo como caminhos aleatórios multidimensionais. Essa abordagem aparece na literatura de modelagem urbana. (Martin, 1978) sugere que o passo aleatório poderia ser um modelo útil para a variação de parâmetros em modelos urbanos quando faltam informações mais detalhadas sobre a dinâmica de parâmetros. (Bennett, 1978) relata que os modelos de caminhos aleatórios realmente mostraram alguma utilidade na prática. Aplicando o Filtro de Kalman em (2-13) resulta-se no estimador recursivo

$$\hat{b}_j(t) = \hat{b}_j(t-1) + K_j(t)[y_j(t) - q'(t)\hat{b}_j(t-1)] \quad (2-14a)$$

$$K_j(t) = P_j(t-1)q(t)/[r_j(t) + q'(t)P_j(t-1)q(t)] \quad (2-14b)$$

$$P_j(t) = P_j(t-1) + R_j(t) - \frac{P_j(t-1)q(t)q'(t)P_j(t-1)}{r_j(t) + q'(t)P_j(t-1)q(t)}. \quad (2-14c)$$

Como as matrizes  $R_j(t)$  se diferenciam para os valores de  $j$ ,  $P_j(t)$  também pode ser diferente. Contudo, quando todos os elementos de  $R_j(t)$  são nulos, as equações (2-14) tornam-se equivalentes a (2-10). Quando as informações de  $R_j(t)$  não estão disponíveis, elas podem ser tratadas como um conjunto de parâmetros selecionado pelo projetista.

Mais detalhes sobre o método de estimação da matriz OD utilizado neste trabalho pode ser encontrado no Capítulo 4.

## **2.4 Considerações finais**

Neste capítulo é abordado o conceito da matriz origem-destino e retratada a importância de sua estimação, sendo apresentado muitos trabalhos na área para reforçar essa premissa. Foram explicitados todas as notações e definições que foram utilizadas ao longo do trabalho relacionadas ao assunto. Nas últimas seções é retratado sobre a primeira etapa da estimação da matriz OD. O modelo completo mostrado com detalhes no capítulo de metodologia (Capítulo 4) e os resultados de sua aplicação serão mostrados juntamente com os demais resultados no Capítulo 5. Cumprida esta primeira etapa do trabalho, será possível prosseguir para as etapas seguintes.

# Capítulo 3

## TÉCNICAS PARA CONTROLE SEMAFÓRICO *FUZZY*

---

*Neste capítulo são apresentadas as principais técnicas utilizadas neste trabalho: sistemas fuzzy e técnicas de agrupamento. A teoria sobre estes assuntos é vasta e muitas abordagens podem ser mostradas, porém é dado foco aos principais conceitos que são fundamentais para o entendimento do trabalho. Inicialmente, é feito um breve histórico sobre lógica fuzzy e apresentados os conceitos que exercem influência em suas aplicações, são mencionados alguns trabalhos relevantes da área e mostrados alguns tipos de sistemas fuzzy. Em seguida, são mostrados os principais conceitos que envolvem o tema de análise de agrupamento ou clusterização, além das notações utilizadas. É feita uma breve introdução sobre o tema e explanado sobre os algoritmos de agrupamento que são utilizados no trabalho. O entendimento da teoria que envolve esses dois temas é essencial para a compreensão da metodologia deste trabalho.*

### 3.1 Breve histórico e Conceitos Fundamentais da Teoria de Inferência *Fuzzy*

A primeiras noções sobre a teoria *fuzzy* foram introduzidas primeiramente pelo polonês Juan Lukasiewicz (1878-1956), que desenvolveu conjuntos com graus de pertinência sendo 0, 0.5 e 1 e, mais tarde, expandiu para um número infinito de valores entre 0 e 1 (Klir & Yuan, 1995). Lukasiewicz retratou sobre o grau de pertinência, porém sem defini-lo, o que só aconteceu em 1965 por Lofti A. Zadeh, ao publicar seu artigo intitulado “*Fuzzy Sets*” (Zadeh, 1965), no *Jornal Information and Control*. Neste artigo foram definidos, além do conceito de grau de pertinência, os conjuntos *fuzzy*, com suas operações e propriedades, entre outras definições relativas a nova teoria apresentada.

As ideias de Zadeh não foram aceitas de imediato por todos, mas alguns estudiosos, como Richard Bellman, aprovaram e começaram a trabalhar neste novo campo. Outros se

opuseram à ideia e viram a "fuzzificação<sup>2</sup>" como uma ideia contrária em relação aos princípios científicos básicos já existentes. O maior desafio, no entanto, veio de matemáticos em estatística e probabilidade, que afirmaram que a probabilidade era suficiente para caracterizar a incerteza e que, qualquer problema que a teoria *fuzzy* pudesse resolver, poderia ser resolvido igualmente, bem ou melhor pela teoria da probabilidade (Wang, 1993). Com o tempo é percebido a grande importância das ideias de Zadeh, sendo a lógica *fuzzy* hoje, utilizada em diversas aplicações e sendo principal método de muitas publicações científicas.

A lógica *fuzzy*, em especial, tem sua utilização justificada principalmente pela capacidade de lidar de forma eficaz com características incertas, imprecisas e vagas. Como afirmou seu próprio fundador, (Zadeh, 2008): “Basicamente, lógica *fuzzy* é a lógica precisa da imprecisão e raciocínio aproximado”. A ideia de limites nebulosos para o que era considerado clássico tornou-se um passo importante em muitos campos da matemática, ciência da computação, engenharia e outros. “Fuzzificar” pode ser entendido como uma forma de eliminar fronteiras clássicas e evitar decisões bivalentes, o que implica em soluções sub-ótimas em muitas aplicações reais. Portanto, a modelagem nebulosa tem sido impulsionada por causa de métodos de reconhecimento de padrões, aproximação de funções, e pelo processo de identificação na engenharia de controle, que permite lidar com característica complexa inerente a esta classe de sistemas dinâmicos (Zadeh, 2010).

Um conceito importante dentro no campo da lógica *fuzzy* que deve ser entendido é sobre conjuntos *fuzzy* ou termos linguísticos. Conjuntos *fuzzy* caracterizam qualitativamente a variável linguística, que se define como um termo cujos valores são palavras ou sentenças na linguagem natural. Esta, por sua vez, exerce juntamente com as regras *fuzzy* do tipo SE-ENTÃO, um papel fundamental nas aplicações de lógica *fuzzy* (Zadeh, 1994). Esses conjuntos são caracterizados por uma função de pertinência que atribui a cada objeto uma nota de pertinência variando entre zero e um (Zadeh, 1965).

Uma regra *fuzzy* SE-ENTÃO é uma declaração SE-ENTÃO em que algumas palavras são caracterizadas por funções de pertinência contínuas. A parte que acompanha o SE é chamada de antecedente e a parte que acompanha o ENTÃO de consequente. Outra definição importante para o estudo de sistemas *fuzzy* refere-se ao universo de discurso, ou conjunto universal, que representa o conjunto que contém todos os possíveis elementos de cada contexto ou aplicação particular (Wang, 1997).

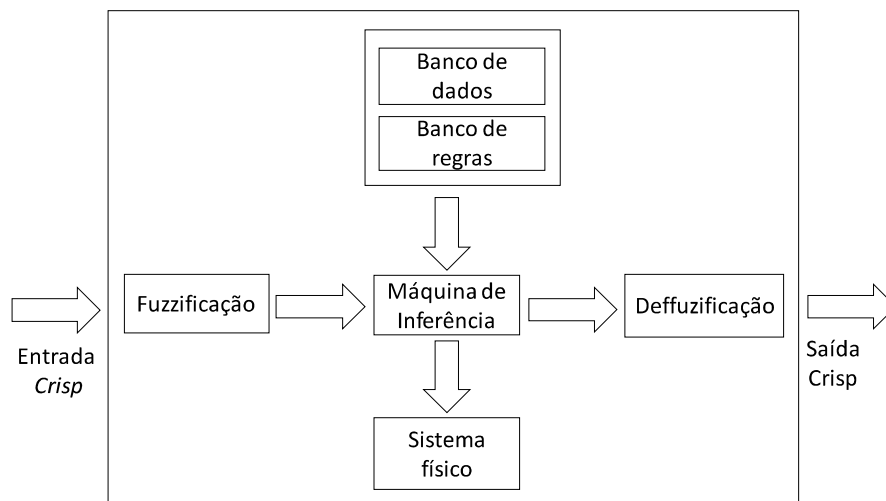
<sup>2</sup>O termo “fuzzificar” e “defuzzificar” são traduções dos termos “*fuzzifiers*” e “*defuzzifiers*”, comumente utilizado na literatura brasileira. Entre alguns trabalhos convém citar (Serra, 2005), (Arrifano, 2004), (Alvorado, 2017), entre outros.

Também é importante definir função de pertinência, que são funções que podem tomar formalmente qualquer forma gráfica arbitrária, pois expressam apenas uma condição de pertinência do elemento. No entanto, elas geralmente apresentam formas suaves e monotônicas. Isso se deve ao fato de que as funções de pertinência são geralmente usadas para representar unidades linguísticas descritas no contexto de um universo de discurso coerente (ou seja, quanto mais próximos os elementos, mais semelhantes são as características que representam, como é o caso das variáveis físicas). As formas mais usadas de funções de pertinência são triangular, trapezoidal e gaussiana (Reyes, 2004).

A estrutura básica de um sistema *fuzzy* consiste em quatro elementos principais, que podem ser descritos na Figura 1 (Reyes, 2004):

- uma base de conhecimento, que contém tanto um conjunto de regras *fuzzy*, conhecidas como base de regras, como um conjunto de funções de pertinência conhecido como banco de dados;
- um fuzzificador, que transforma entradas *crisp* em valores *fuzzy*;
- um mecanismo de inferência, que aplica um mecanismo de raciocínio *fuzzy* para obter uma saída *fuzzy* e,
- um defuzzificador, o que traduz esta última saída em um valor *crisp*. Esses componentes realizam os processos acima mencionados necessários para a inferência *fuzzy*.

Figura 1 - Estrutura básica de um sistema *fuzzy*



Fonte: (Reyes, 2004)

O funcionamento do sistema *fuzzy* é basicamente assim: o fuzzificador calcula os valores de pertinência de cada variável de entrada de acordo com os valores *fuzzy* definidos no banco de dados, ou seja, ele mapeia todo valor de entrada dado dentro do universo de discurso de cada conjunto *fuzzy* definido. Depois é necessário um mecanismo de inferência para

interpretar as regras contidas na base de regras, o utilizado é o *Modus Ponens Generalizado*, que basicamente pode ser representado por

$$SE\ x\ \acute{e}\ A\ ENT\tilde{A}O\ y\ \acute{e}\ B$$

$$x\ \acute{e}\ A'$$

$$Logo,\ y\ \acute{e}\ B'.$$

O que significa que, “*SE x é A ENTÃO y é B*” e o fato de “*x é A'*”, implica que o conjunto de saída *y* seja *B'*. Este será o raciocínio usado neste trabalho, adotado pelo *Modus Ponens Generalizado*. Todo mecanismo de inferência possui três etapas básicas. A primeira representa a ativação do antecedente, ela toma o valor dado pelo fuzzificador e aplica os operadores lógicos (E, OU, NÃO, etc.) indicando o nível de “verdade” de cada regra. Depois, o mecanismo de inferência aplica o operador de implicação a cada regra para obter os valores de saída *fuzzy* (Babuska, 1998) (Reyes, 2004). Neste trabalho o operador utilizado será o operador mínimo, chamado de Implicação Mamdani, por ser o mais comum em controle *fuzzy*.

Matematicamente é possível expressá-la como

$$\mu_{Q_{MM}}(x, y) = \min[\mu_{PF_1}(x), \mu_{PF_2}(y)],$$

onde  $\mu_{PF_1}(x)$  representa o grau de pertinência da proposição *fuzzy* 1 em relação a entrada *x* e  $\mu_{PF_2}(y)$  o grau de pertinência da proposição *fuzzy* 2 em relação a saída *y* (Wang, 1997).

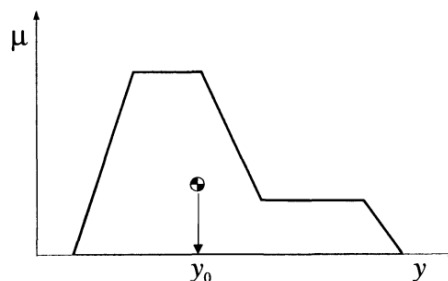
Finalmente, é feita a agregação dessas informações obtidas na implicação para encontrar uma única saída, para isto, é utilizado o operador máximo, finalizando a etapa de interpretação das regras. Para representar a composição max-min utilizada é possível escrever

$$\mu_{B'}(y) = \max_x \min_{x,y}(\mu_{A'}(x), \mu_{Q_{MM}}(x, y)).$$

O algoritmo pode ser visto no Anexo I.

O passo seguinte é transformar esse valor *fuzzy* em seu valor *crisp* correspondente, isso pode ser feito de várias formas, porém neste trabalho optou-se pelo Método de Centro de Massa ou Centro de Gravidade (COG) (Figura 2).

Figura 2 - Centro de Gravidade



Fonte: (Wang, 1997)

O método COG calcula numericamente a coordenada  $y$  de centro de gravidade de um conjunto fuzzy  $B'$  através da equação:

$$COG(B') = \frac{\sum_{q=1}^{N_q} \mu_{B'}(y_q) y_q}{\sum_{q=1}^{N_q} \mu_{B'}(y_q)},$$

sendo  $N_q$  o número discretizado de valores de  $y_q$  dentro do universo  $Y$ . E assim, todo o funcionamento é definido.

A representação do conhecimento através da lógica nebulosa proposta por Zadeh é útil para aplicação em problemas do mundo real adaptados à compreensão humana, favorecendo a aquisição de conhecimento e a interpretação linguística dos resultados. Neste sentido, os sistemas de controle fuzzy tem sido objeto de interesse especial pelos pesquisadores. Assim como a lógica fuzzy pode ser descrita como "computação com palavras em vez de números", o controle fuzzy pode ser descrito como "controle com frases ao invés de equações" (Jantzen, 2002).

### 3.2 Controladores fuzzy

Controladores fuzzy dispõem de uma estrutura eficiente para a incorporação de informações linguísticas fuzzy a partir da experiência humana, o que o diferencia dos controladores convencionais que não incorporam essas informações em seus projetos, sendo esta uma das mais importantes vantagens da utilização do controle fuzzy (Wang, 1993).

A utilização de algoritmos fuzzy em prol de solucionar problemas de controle teve início com o trabalho de (Mamdani, 1973), onde é desenvolvido um controlador com processo de decisão baseado em regras do tipo "Se "A" então "B", onde A e B são variáveis linguísticas expressas por meio de conjuntos fuzzy. Este é um trabalho pioneiro na área de controle fuzzy, sendo aprimorado ao longo do tempo e utilizado para diversas aplicações, entre elas, para controle de tráfego.

De acordo com (Kikuchi, 1991), o uso de algoritmos fuzzy na solução de problemas de problemas na área de transportes se justifica em função do grau de incerteza associado a esses problemas, como é o caso do controle de tráfego em cruzamentos com semáforos, o objeto de estudo desta dissertação.

Segundo (Wang, 1993), é possível dividir as razões para o uso do controle fuzzy em duas categorias: teóricas e práticas. Por razões teóricas é aplicado o controle fuzzy por falta de

informações para o modelo matemático da planta, o que é muito comum em sistemas físicos reais. Com isso é possível adquirir um modelo aproximado que represente o sistema através de instruções linguísticas, obtidas pelo conhecimento empírico da planta em estudo. Outra vantagem é o fato do controlador *fuzzy* ser não linear, o que facilita o projeto de controladores *fuzzy* para sistemas não lineares. No ponto de vista prático, sistemas *fuzzy* são de fácil aplicação e custo reduzido. Dito isto, é mais uma justificativa da aplicação do controle *fuzzy* ao sistema em estudo.

É importante mencionar que, no projeto de um controlador semafórico deve sempre considerar as normas de sinalização de trânsito. Informações adicionais relacionadas a este assunto podem ser obtidas no Apêndice A.

### 3.3 Tipos de controladores *fuzzy*

Os controladores *fuzzy* podem ser classificados em função do método utilizado para a tomada de decisão, que (Sugeno, 1985) reúne em duas definições: Mamdani ou Takagi-Sugeno. O sistema Mamdani é puramente linguístico, tanto o antecedente como o consequente são *fuzzy*, o que difere do Takagi-Sugeno, onde o antecedente é *fuzzy*, porém o consequente é *crisp*. A forma geral para a  $i$ -ésima regra de ambos é dada por (Babuska, 1998)

$$R_i: \text{SE } x \text{ é } A_i \text{ ENTÃO } y \text{ é } B_i, i = 1, 2, \dots, K$$

$$R_i: \text{SE } f(x \text{ é } A_i) \text{ ENTÃO } y = G_i(x), i = 1, 2, \dots, K.$$

Nos dois tipos de controladores a ação de controle é obtida por meio da base de regras de controle *fuzzy*, ou seja, pelo algoritmo *fuzzy* empregado. A escolha do tipo de controlador a ser utilizado e como implementá-lo, exige do projetista um conhecimento empírico apurado do problema, e uma breve noção do impacto de cada escolha na resposta do controlador. Em seu trabalho, (Andrade & Jacques, 2008) propõem um estudo comparativo entre esses dois tipos de controle em aplicações de tráfego para interseções isoladas. Em suas conclusões mencionaram o quanto esta escolha pode impactar nos resultados obtidos. Em seu estudo, o controlador Sugeno apresentou melhores resultados para a interseção, porém ressalta que esta escolha deve ser precedida de uma avaliação preliminar para verificar qual o controlador mais apropriado, visto que o Mamdani possui menos elementos a ser definidos.

(Trabia, et al., 1999) utilizam o controlador Mamdani e apresentam resultados satisfatórios no projeto e validação de um controlador semafórico *fuzzy* para cruzamentos



isolados. O controlador proposto usa um procedimento de decisão em duas etapas, onde o primeiro estágio observa os fluxos e estima as intensidades relativas de tráfego nas abordagens concorrentes e o segundo, determina se a fase de sinal atual deve ser estendida ou terminada. O desempenho deste controlador é comparado ao de outro controlador para condições de circulação diferentes em um cruzamento simulado em quatro abordagens.

Neste trabalho também será utilizado o controlador *fuzzy* do tipo Mamdani, assim como em (Pappis & Mamdani, 1977), os percursores dos controladores semafóricos *fuzzy*, que teve como base o trabalho publicado por (Mamdani, 1973). Neste tipo de sistema, tanto o antecedente quanto o conseqüente são proposições *fuzzy*, que caracteriza um sistema puramente linguístico. A forma geral para a  $i$ -ésima regra é dada por:

$$R_i: \text{Se } x \text{ é } A_i \text{ Então } y \text{ é } B_i, i = 1, 2, \dots, K \quad (3-1)$$

sendo  $x$  é a variável do antecedente, que representa a entrada do sistema *fuzzy* e  $y$  é a variável do conseqüente, que representa a saída do sistema *fuzzy*.  $A_i$  e  $B_i$  são os termos linguísticos ou conjuntos *fuzzy* definidos por funções de pertinência. A regra (3-1) é um exemplo simplificado da representação da estrutura da regra no sistema Mamdani. Contudo, normalmente as regras são representadas na forma composta, com o antecedente formado por uma combinação de proposições simples em componentes individuais  $x_i$  do vetor  $x$ . Essas proposições simples são combinadas para produzir uma proposição composta desejada por meio de operadores lógicos de conjunção, disjunção e negação (complemento), ou seja, E, OU e NÃO sucessivamente (Babuska, 1998).

Para interpretar uma regra *fuzzy* SE-ENTÃO utilizando a implicação Mamdani, parte-se da premissa que dada a equivalência  $p \rightarrow q \equiv p \wedge q$ , essa implicação estabelece que uma regra SE  $\langle PF_1 \rangle$  ENTÃO  $\langle PF_2 \rangle$  é interpretada como uma relação *fuzzy*  $Q_{MM}$  como função de pertinência

$$\mu_{Q_{MM}}(x, y) = \min[\mu_{PF_1}(x), \mu_{PF_2}(y)].$$

O outro controlador *fuzzy* considerado na literatura é o Sugeno, que consiste numa simplificação do controlador de Mamdani. Neste controlador o conseqüente de cada regra é definido como uma função das variáveis linguísticas de entrada. Isto é, a regra geral  $R_i$  pode ser escrita como

$$R_i: \text{se } x \text{ é } A_i \text{ e } y \text{ é } B_i \text{ então } z = f_i(x, y).$$

O resultado de cada regra é, portanto, um valor numérico (não um conjunto *fuzzy*), que assume como peso o valor de pertinência resultante do processamento do antecedente da regra. Neste tipo de controlador não cabe o processo de defuzzificação, pois cada regra *fuzzy* é

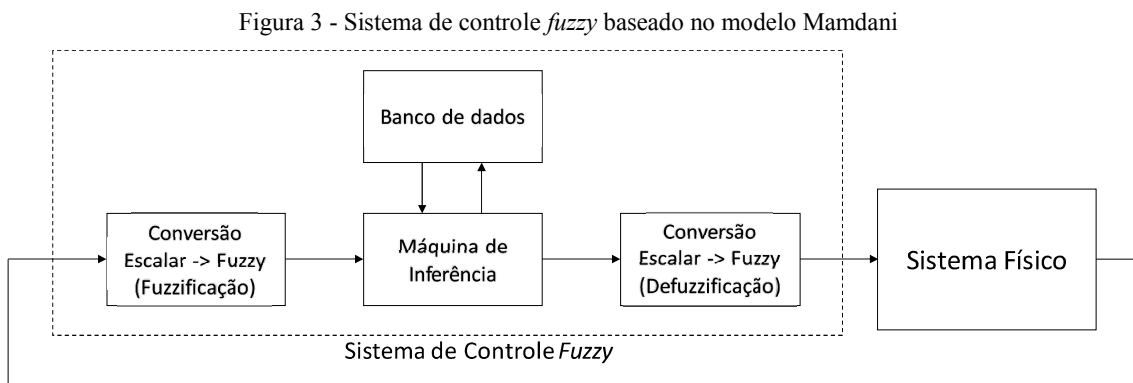
representada por uma função - geralmente linear - das variáveis de entrada (Wang, 1997) (Reyes, 2004).

O valor de  $z$  também pode ser definido como um valor constante, isso pode ser interpretado como um conjunto *fuzzy* com a característica de apresentar um único valor de pertinência igual a um. Este tipo de conjunto *fuzzy* é denominado *singleton* e o seu emprego permite a definição de regras, onde os valores de saída representam uma classificação da resposta do controlador, sem alterar a forma simplificada da determinação da resposta final do controlador (Andrade & Jacques, 2008). Alguns autores, entre eles (Reyes, 2004), consideram o *singleton* como um tipo de controlador *fuzzy*, da mesma forma do Mamdani e o Takage-Sugeno, porém a maioria deles o considera como um caso especial do Takage-Sugeno.

Para a implementação de um sistema de controle *fuzzy* baseado no modelo de inferência Mamdani devem ser levadas em consideração as seguintes etapas (Rezende & Prati, 2005):

- definição dos universos de discurso das variáveis de entrada e saída do controlador;
- partição dos universos de discurso definidos, ou seja, criação dos termos primários envolvidos e graus de pertinências dos conjuntos *fuzzy* que representam cada termo;
- determinação das regras que formam o algoritmo de controle (Base de conhecimento);
- definição dos parâmetros semânticos, tais como: escolha das operações *fuzzy* adequadas, forma de conversão de variáveis de entrada e saída, tipo de atuação do controlador (tipicamente, posicional ou incremental), método de aprendizado etc.

Um controlador do tipo Mamdani é representado pela Figura 3. O sistema de controle recebe informações sobre o estado do sistema por meio de suas variáveis de entrada, processa essas informações em sua Base de Conhecimento e gera em sua saída um sinal de controle correspondente.



Fonte: Baseado em (Wang, 1997)

Neste trabalho não será explanado com mais detalhes o controlador Takage-Sugeno, pois o mesmo não é utilizado, sendo dado foco, ao controlador Mamdani. O objetivo destas seções iniciais é mostrar ao leitor o funcionamento de um sistema *fuzzy*, dando foco ao que está sendo abordado e é utilizado neste trabalho, além de prepará-lo para o entendimento de outras técnicas que podem ser usadas em conjunto com os sistemas *fuzzy*, como por exemplo, as técnicas de agrupamento, que são abordadas nas próximas seções.

### 3.4 Agrupamento

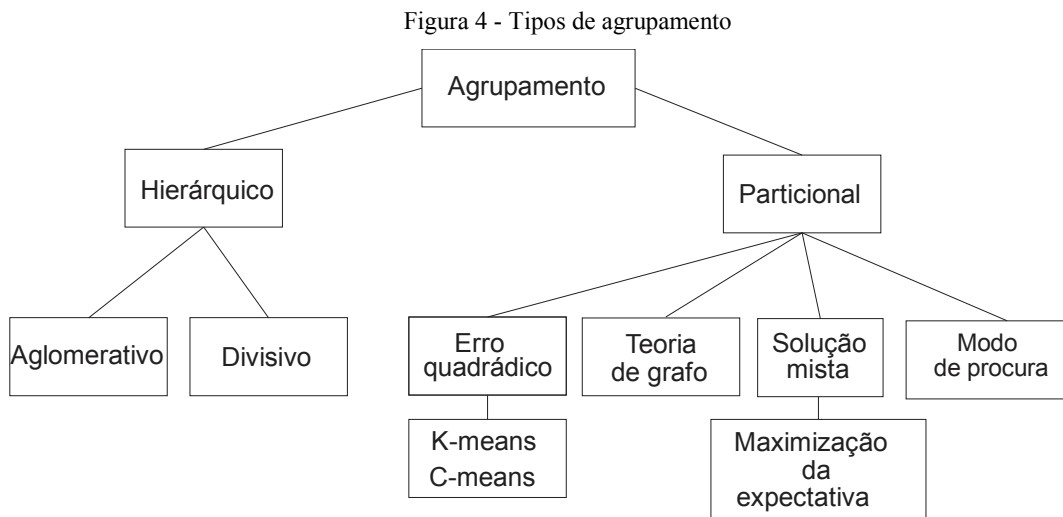
O agrupamento é útil em várias situações exploratórias de análise de padrões, tomada de decisão e aprendizagem de máquina, incluindo mineração de dados, recuperação de documentos, segmentação de imagens e classificação de padrões, pois o ato de agrupar os dados representa uma ferramenta importante no aprendizado e compreensão a respeito dos mesmos. No entanto, na maioria dos problemas que requerem agrupamento de dados, há poucas informações prévias (por exemplo, modelos estatísticos) disponíveis sobre os dados, e o agente tomador de decisão deve fazer tão poucos pressupostos sobre os dados quanto possível. É sob essas restrições que a metodologia de agrupamento é particularmente apropriada para a exploração de inter-relações entre os pontos de dados para fazer uma avaliação (talvez preliminar) de sua estrutura (Jain, et al., 1999).

Agrupamento é a divisão de dados, com base na similaridade entre eles, em grupos disjuntos chamados *clusters*. Análise de agrupamento, ou clusterização, é o nome dado para o grupo de técnicas computacionais cujo propósito consiste em separar objetos em grupos, baseando-se nas características que estes objetos possuem. A ideia básica consiste em colocar em um mesmo grupo objetos que sejam similares ou diferentes entre si de acordo com algum critério pré-determinado. Este critério baseia-se normalmente em uma função de dissimilaridade, função esta que recebe dois objetos e retorna a distância entre eles (Linde, 2009).

O agrupamento é considerado uma técnica de aprendizado de máquina não supervisionado, onde são aprendidas as classes de cada um dos elementos a partir da descrição de cada um deles como um vetor de pares atributo-valor atributo. Os algoritmos de agrupamento tentam particionar o conjunto de objetos baseados em certas suposições e/ou critérios; conseqüentemente, as saídas do algoritmo podem ou não produzir interpretações significativas e úteis da estrutura nos dados.

Existem diferentes abordagens para os tipos de agrupamento, será usada a mesma descrita por (Jain, et al., 1999) e que pode ser representada na Figura 4. É possível observar no nível superior que existe uma distinção entre abordagens hierárquicas e particionais. Os métodos hierárquicos produzem uma série de partições aninhadas, enquanto os métodos particionais ou não hierárquicos produzem apenas uma. O método hierárquico pode ser dividido em aglomerativo e divisivo. No aglomerativo, cada elemento é tratado como um cluster e, a cada etapa (hierarquia), vão se unindo até que um critério de parada seja satisfeito. Já no divisivo acontece o processo inverso, todos os elementos são tratados como um cluster só, e a cada etapa, vão se separando por similaridade até formar a quantidade de clusters especificada.

Os agrupamentos não hierárquicos não possuem aninhamentos, portanto, são feitos no mesmo nível. Na Figura 4 é possível ver alguns tipos de agrupamentos. Neste trabalho será utilizado o agrupamento particional baseado em erro quadrático, muito usual neste tipo de aplicação.



Fonte: Baseado em (Jain, et al., 1999)

Outra classificação dada aos agrupamentos é realizada considerando uma abordagem clássica em agrupamento *crisp*, na qual cada elemento pertence totalmente a uma única classe, ou com abordagens alternativas, em agrupamento *fuzzy*, onde um elemento pode pertencer a várias classes, com diferentes valores de pertinência (Yonamine, et al., 2002). Muitos trabalhos utilizam estes tipos de agrupamento em diferentes aplicações.

Em seu trabalho, (Oliveira, 2008) faz uma revisão dos métodos já existentes e descreve um novo método de agrupamento de dados baseado na identificação de comunidades em redes e modelos computacionais bioinspirados. Utiliza técnicas de otimização como nuvens de partículas (PSO), Sistema de Colônia de Formigas e Aprendizado por reforço para identificar

os clusters na rede. O algoritmo de agrupamento hierárquico divisivo proposto apresentou bons resultados e muitas possibilidades de trabalhos futuros na área.

Propondo outro método de agrupamento, porém baseado em grafo, está o trabalho de (Kawaji, et al., 2001). O método proposto é aplicado a famílias de proteínas e formula o problema de agrupamento de sequência como um tipo de problema de partição de grafo em outro grafo de ligação ponderada, cujos vértices correspondem a sequências, as bordas correspondem a semelhanças mais elevadas que o limite dado e são ponderadas pelas suas semelhanças. O método mostrou que os 77% da classificação do algoritmo é feita de maneira correta, mostrando a eficiência do método proposto.

Utilizando técnicas de agrupamento e sistemas *fuzzy*, (Al-Shammaa & Abbod, 2015) apresenta um método de geração automática das regras *fuzzy* a partir de dados. A principal vantagem apresentada é a capacidade do método proposto de realizar agrupamentos de dados sem o requisito de predefinir quaisquer parâmetros, incluindo o número de clusters. O método proposto cria clusters de dados em diferentes níveis de granulação e seleciona os melhores resultados de agrupamento com base em algumas medidas. Os resultados mostram que o método proposto tem melhores resultados de classificação do que outros classificadores clássicos para todos os conjuntos de dados usados.

Os algoritmos de agrupamento também são muito utilizados em aplicações de controle de tráfego. (Saeedmanesh & Geroliminis, 2017) propõe um método para identificar bolsas críticas de congestionamento que podem auxiliar o projeto de estratégias de controle periférico. Para tal, os autores introduzem um método de cluster estático para particionar a rede heterogênea em sub-regiões homogêneas conectadas, com isso é garantida a conectividade do cluster, facilitando o desenvolvimento da estrutura dinâmica. Depois formulam problemas com otimização linear para encontrar a maior estrutura de clusters fora deste conjunto viável, minimizando um índice de heterogeneidade. Finalmente, um passo de ajuste fino é projetado para atribuir os links não agrupados da rede aos clusters adequados, mantendo a conectividade. A rede proposta pode ser implementada diretamente em uma estrutura em tempo real devido à sua rápida computação e integração adequada das propriedades físicas do congestionamento.

Também usando *fuzzy*, (Keyarsalan & Montazer, 2011) apresenta um controle semafórico aplicado em cruzamentos isolados utilizando uma ontologia *fuzzy*. É proposto um módulo independente para reutilizar o conhecimento de controle de semáforo, dando mais autonomia para o sistema. O agrupamento é utilizado para extrair os dados de tráfego e classificá-los a partir de imagens de interseções usando algoritmos de processamento de imagem e redes neurais artificiais.

Já (Naldi, et al., 2013) propõe um algoritmo de agrupamento evolutivo capaz de explorar as informações de trânsito baseado na aplicação de operadores genéticos. É feita uma avaliação comparativa baseada em instâncias sintéticas e dois conjuntos de dados do mundo real mostramos que a abordagem proposta supera uma seleção de algoritmos de agrupamento evolutivos e não evolutivos já utilizados.

Neste trabalho o agrupamento será utilizado para formar os conjuntos *fuzzy* que formam o sistema de controle *fuzzy* proposto. A seção a seguir mostra as principais definições e notações utilizadas no trabalho para esta finalidade.

### 3.5 Notações e definições

A seguir algumas definições que serão utilizadas ao longo do trabalho (Oliveira, 2008).

- Conjunto de dados  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$  onde  $n$  é o número de elementos, representa todos os dados que serão agrupados;
- Um dado  $x_i$  é formado por um vetor de atributos ou características:  $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$ . A representação do dado com  $d$  atributos é feita em um espaço  $d$ -dimensional;
- Matriz de dados é onde os dados são armazenados em função das características, possui a dimensão  $n \times d$ ;
- Medida de similaridade é usada para quantificar a semelhança entre dados. Analogamente, a matriz de dissimilaridade indica a diferença entre os dados.
- $P = \langle C_1, C_2, \dots, C_K \rangle$  indica uma partição do conjunto de dados em  $K$  clusters.

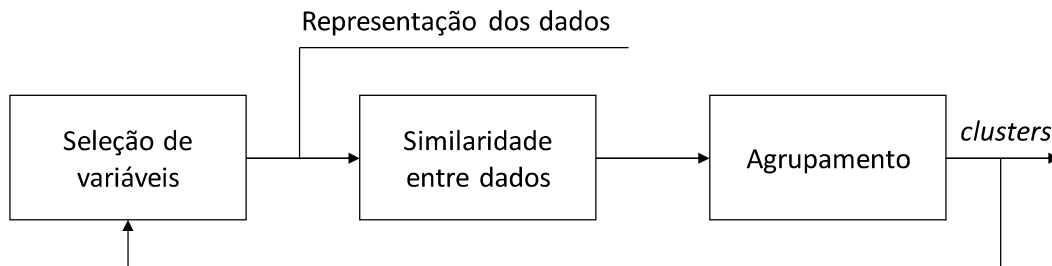
No contexto deste trabalho, o conjunto de dados são extraídos das matrizes OD, onde cada elemento representa a quantidade de fluxo de carros permissíveis em uma dada via a outra para cada cruzamento considerado. Dois atributos ou características são usados: fluxo de carros e tempo de semáforo, podendo ser considerado mais de um vetor de fluxo ou tempo dependendo do caso considerado. A medida de similaridade utilizada é a distância euclidiana entre dois valores. Supondo dois pontos quaisquer  $x_i$  e  $x_j$ , a distância euclidiana é expressa por

$$m = \sqrt{\sum_{k=1}^d (x_{i,k} - x_{j,k})^2}$$

A lógica é projetada para que quanto maior o fluxo de carros maior deve ser o tempo que o semáforo deve permanecer verde, esta parte é decidida pelo sistema *fuzzy*.

(Jain, et al., 1999) relata que o agrupamento é feito em algumas etapas, descrita na Figura 5. A figura representa uma sequência típica das três principais etapas, incluindo um caminho de feedback que mostra que a saída do processo de agrupamento pode afetar cálculos de extração e similaridade de recursos subsequentes.

Figura 5 - Etapas de agrupamento



Fonte: Baseado em (Jain, et al., 1999)

A primeira etapa é a seleção das variáveis, ela recebe os dados de uma matriz  $n \times d$  e identifica quais as variáveis ou atributos mais relevantes dentro do conjunto de dados iniciais. A representação de padrões refere-se ao número de classes, ao número de padrões disponíveis e ao número, tipo e escala dos recursos disponíveis para o algoritmo de agrupamento. A similaridade entre dados é feita através de alguma medida mensurável, como por exemplo, a distância euclidiana, a distância de Mahalanobis, etc. A medida mais adequada deve ser escolhida pelo projetista para retornar o quão dois elementos são similares entre si e através disso, é possível ser feito o agrupamento, que é juntar esses dados que entraram no sistema através da medida de similaridade entre eles. Esta etapa de agrupamento pode ser feita de várias formas, pois existem diversos tipos de agrupamento.

Na saída da etapa de agrupamento, como pode ser visto na Figura 5, são os clusters, ou seja, os grupos que se desejava criar. Existem duas formas de obter essa saída: de forma *crisp*, onde cada elemento pertence a apenas um cluster e de forma *fuzzy*, onde cada elemento pertence a todos os clusters com grau de pertinência diferente.

Uma vez que os clusters podem ser formalmente vistos como subconjuntos do conjunto de dados, uma possível classificação dos métodos de agrupamento pode ser em *fuzzy* ou clássico. Métodos de cluster clássico baseiam-se na teoria clássica de conjuntos e requerem que um objeto seja ou não pertencente a um cluster. O agrupamento clássico significa dividir os dados em um número especificado de subconjuntos mutuamente exclusivos. Os métodos de agrupamento *fuzzy*, no entanto, permitem que os objetos pertençam a vários clusters

simultaneamente, com diferentes graus de pertinência (Jain, et al., 1999). Os dois tipos de agrupamento são utilizados neste trabalho e comparados.

### 3.6 Algoritmos de agrupamento

Neste trabalho são abordados dois tipos de métodos de agrupamento: o *K-means* e o *Fuzzy C-means*. A seguir será feita uma breve discussão sobre estas técnicas.

#### 3.6.1 K-means

O *K-means* é um algoritmo muito popular utilizado para agrupamento de dados. Além de sua simplicidade e aplicabilidade, é a base para vários outros tipos de métodos de agrupamento. Seu objetivo é particionar os dados em uma quantidade  $K$  de agrupamentos, encontrando a menor distância entre o elemento e o centroide do *cluster*. A seguir o algoritmo.

Algoritmo para implementação

- 1 • **Entrada:**  $X = \{x_1, \dots, x_n\}$ ,  $x_i \in \mathbb{R}^d$ , Matriz de dados ( $n \times d$ )
- 2 • **Saída:**  $C = \{c_1, \dots, c_k\} \in \mathbb{R}^d$  ( $K$  centros dos clusters)
- 3   Selecione um conjunto  $C$  com valores aleatórios;
- 4 • **Enquanto** (o critério de parada não for atendido) ou **Para** (número de iterações)
- 5   • **Para** ( $i = 1; i \leq n; i = i + 1$ ) **faça**
- 6     Encontre o dado  $x_i$  mais próximo do cluster;
- 7      $m(i) = \operatorname{argmin} \|x_i - c_k\|^2, k \in \{1, \dots, K\}$
- 8   • **Fim - Para**
- 9   Recalcular os clusters centros
- 10 • **Para** ( $k = 1; k \leq K; k = k + 1$ ) **faça**
- 11   O cluster  $S_k$  que contém o conjunto de dados  $x_i$  que são mais próximos do centro  $c_k$ ;
- 12    $S_k = \{x_i | m(i) = k\}$ ;
- 13   Calcule o novo centro  $c_k$  como a média de todos os dados dentro do cluster  $S_k$ ;
- 14    $c_k = \frac{1}{|S_k|} \sum_{x_i \in S_k} x_i$ ;
- 15   • **Fim - Para**
- 16 • **Fim-Enquanto** ou **Fim-Para**

Este algoritmo é extremamente veloz, geralmente convergindo em poucas iterações para uma configuração estável, na qual nenhum elemento está designado para um cluster cujo centro não lhe seja o mais próximo.



### 3.6.2 Fuzzy C-means

O *Fuzzy C-means* é um método de agrupamento que permite que um certo dado possua um determinado grau de relação (pertinência) com cada um dos  $C$  agrupamentos que se deseja obter. Pode-se dizer que este algoritmo possui uma abordagem *soft*, pois um dado não está associado exatamente com um único cluster, mas a todos com graus diferentes. Possui funcionamento semelhante ao *K-means* e a maior parte dos algoritmos de agrupamento *fuzzy* são baseados na otimização de uma função objetivo *c-means*, ou representa alguma modificação desta que é dada por (Bezdek, 1981):

$$J(Z; U, V) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N (\mu_{ik})^m \|z_k - v_i\|^2, \quad (3-2)$$

sendo  $U = [\mu_{ik}] \in M_{fc}$ ,  $Z$  é uma matriz de partição *fuzzy*,  $V = [v_1, v_2, \dots, v_c]$ ,  $v_i \in \mathbb{R}^n$  é um vetor de centros dos clusters,  $D_{ik}^2 = \|z_k - v_i\|^2$  e  $m \in [1, \infty)$  é o coeficiente de fuzzificação.

A função de minimização (3-2) representa um problema de otimização não linear que pode ser resolvido de vários métodos, a forma mais comum de fazer isso é utilizando uma iteração Picard através da condição de primeira ordem para os pontos estacionários de (3-2), o que é conhecido como algoritmo *fuzzy c-means* (FCM), o que pode ser visto a seguir (Babuska, 1998).

#### Algoritmo FCM

- 1 Dado um conjunto de dados  $Z$ , é escolhido um número de clusters  $1 < c < N$ , um grau de ponderação  $m > 1$ , e uma tolerância  $\epsilon > 0$ . Inicializa-se com uma matriz aleatória de partição  $U^{(0)} \in M_{fc}$ .
- 2 Repita para  $l = 1, 2, \dots$  até  $\|U^{(l)} - U^{(l-1)}\| < \epsilon$ ;
- 3 Selecione um conjunto  $C$  com valores aleatórios;
- 4 • **Passo 1 – Calcule a média dos centros**

$$v_i^{(l)} = \frac{\sum_{k=1}^N (\mu_{ik}^{(l-1)})^m z_k}{\sum_{k=1}^N (\mu_{ik}^{(l-1)})^m}, \quad 1 \leq i \leq c.$$
- 5 • **Passo 2 – Calcule as distâncias**

$$D_{ik}^2 = \|z_k - v_i\|^2, \quad 1 \leq i \leq c, \quad 1 \leq k \leq N.$$
- 6 • **Passo 3 – Atualização da matriz de partição  $U$**

$$\text{Se } D_{ik} > 0, \text{ então } \mu_{ik}^{(l)} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{D_{ik}}{D_{jk}}\right)^{\frac{2}{m-1}}}, \text{ senão } \mu_{ik}^{(l)} = 0$$

Na próxima seção será mostrado os resultados das implementações destes algoritmos.

### 3.7 Considerações finais

Neste capítulo é apresentado todo o suporte teórico para o entendimento do trabalho em questão. As principais técnicas e ferramentas computacionais utilizadas na metodologia deste trabalho são mostradas com detalhes. É visto que as técnicas de agrupamento são usadas para extrair os conjuntos *fuzzy* dentro da amostra de dados fornecida pelas matrizes OD. O entendimento da teoria aqui apresentada é essencial para a interpretação dos resultados mostrados na próxima seção.

# Capítulo 4

## MODELO DE CONTROLE SEMAFÓRICO FUZZY

---

*Neste capítulo será retratado a metodologia do trabalho, sua estrutura, como é dividido e em que cada parte consiste. Também será mencionado como cada ferramenta relatada no capítulo anterior é utilizada.*

### 4.1 Considerações Iniciais

A metodologia desta dissertação é dividida em três partes principais: Estimação da matriz origem-destino (OD), agrupamento dos dados fornecidos por estas matrizes e finalmente, estimação do melhor tempo para os semáforos a partir das informações absorvidas do agrupamento. A estratégia utilizada é propor três modelos de controle *fuzzy* baseados em três abordagens: a primeira, um controle *fuzzy* Mamdani padrão, onde o próprio projetista define o intervalo do universo de discurso em que cada conjunto *fuzzy* se encontra; a segunda, onde o intervalo é extraído por um algoritmo de agrupamento não *fuzzy* com base em um banco de dados fornecidos pelas matrizes OD, tendo pouca ou nenhuma interferência do projetista; e a terceira, onde é novamente extraído os conjuntos *fuzzy* do banco de dados, porém agora, utilizando um algoritmo de agrupamento *fuzzy*. O objetivo é comparar as três abordagens e apresentar os três modelos de controle semafórico *fuzzy*, para isso será feito um estudo de caso.

A primeira parte, constituída da estimação da matriz OD, é baseada no trabalho de (Li & Moor, 1999). A metodologia que é utilizada consiste em encontrar o vetor de probabilidade  $b(t)$  utilizando o Filtro de Kalman, por se tratar de um estimador de estado ótimo, que além de simples implementação, possui muita eficácia e confiabilidade nos resultados apresentados.

Observando a resposta fornecida pelo filtro, foi possível perceber que em algumas iterações as componentes do vetor  $b(t)$  apresentavam valores superiores a um ou menor do que zero, o que gerava em algumas situações que o somatório das probabilidades não fosse um, não sendo esta situação aceitável, pois se trata de um vetor de probabilidades. Devido a isso, foram inseridas duas restrições: uma de igualdade, em que o somatório de todas as probabilidades de uma origem a um destino fosse igual a um, e a outra de desigualdade, onde nenhuma probabilidade poderia ser maior do que zero. Esse procedimento foi adotado pelo artigo base desta etapa.

(Li & Moor, 1999) propõe que as restrições de igualdade e desigualdade sejam inseridas uma de cada vez ao valor já encontrado pelo estimador, como uma estratégia de correção com base nos valores fornecidos. Em seu trabalho, é utilizado o estimador de mínimos quadrados recursivos (RLS), e é feito a primeira correção de igualdade sobre o valor fornecido pelo estimador e uma segunda correção sobre o valor dado anteriormente. O método se mostrou eficiente e por isso, também é utilizado neste trabalho, onde o estimador é substituído pelo Filtro de Kalman como já foi exposto.

Na tentativa de aplicar a mesma metodologia de estimação aos cruzamentos isolados da cidade do estudo de caso deste trabalho, São Luís do Maranhão, foi percebido que a estratégia não gerava resultados satisfatórios, pois em alguns momentos os valores do vetor de probabilidades estimado apresentavam valores não calculado pelo software utilizado (MATLAB). Após um estudo mais aprofundado, é possível perceber que o algoritmo, na condição em que se apresentava, não podia ser aplicado aos cruzamentos desta cidade, pois estes cruzamentos apresentavam o que se definiu neste trabalho como Condição de Saída Única, condição atribuída a cruzamentos que apresentam pelo menos uma origem que permite apenas um destino. Esta condição leva a não satisfabilidade de algumas restrições que devem ser obedecidas e com isso, concluiu-se que uma etapa adicional deveria ser adicionada ao algoritmo utilizado. Adicionada esta etapa, em que é a aplicação de uma meta-heurística com substituição, onde sempre que alguma restrição não fosse satisfeita, o valor deveria ser substituído pelo valor anterior, pode-se perceber que o algoritmo apresentou os resultados esperados e esta primeira etapa desta dissertação é cumprida com êxito.

Cada cruzamento (planta) considerado necessita de dois tempos. Com isso, dois valores de fluxos vão influenciar nestes tempos, portanto cada um necessita de dois valores de entrada e dois valores de saída, lembrando que os dois tempos devem ser sincronizados, pois uma via interfere na outra. Trata-se, portanto, de um sistema de controle do tipo MIMO (Múltiplas Entradas Múltiplas Saídas), onde o sistema recebe dois valores de fluxos (quantidade de carro a cada intervalo de tempo considerado) como entrada e retorna dois valores de tempo

(segundos), como saída. A segunda etapa do trabalho consiste em extrair os conjuntos *fuzzy* que são utilizados no controlador. Isso é feito considerando três abordagens, onde uma define os conjuntos *fuzzy* de forma empírica, e nas outras duas, tais conjuntos são extraídos através do uso de técnicas de agrupamento não-*fuzzy* (*K-means*) e agrupamento *fuzzy* (*Fuzzy C-means*). A partir destas abordagens são definidos três modelos, sendo esta, a terceira e última parte do trabalho.

O sistema de inferência *fuzzy* utilizado nos três modelos é do tipo Mamdani, ou seja, puramente linguístico. No Modelo 01, baseado na primeira abordagem, o banco de dados fornecido pelas matrizes OD pode ou não ser usados como fonte de informações ao projetista, que define os conjuntos de entrada (fluxo) e saída (tempo) com base em seu conhecimento empírico. As funções de pertinências aqui utilizadas são do tipo triangular. No Modelo 02, baseado na segunda abordagem, o banco de dados é obrigatoriamente utilizado e os conjuntos são definidos através do agrupamento destes dados. Na situação hipotética que foi criada neste trabalho como estudo de caso, um conjunto de dados com 2000 amostras para cada fluxo e tempo é agrupado de forma independente através do algoritmo não *fuzzy* *K-means* para formação dos conjuntos *fuzzy*. Funções de pertinência do tipo triangular são definidas com base nas informações do agrupamento para a formação das regras *fuzzy*. O Modelo 03 é baseado na terceira e última abordagem, apresentando funcionamento similar ao Modelo 02, porém o algoritmo para agrupar os dados também é *fuzzy*, conhecido como *Fuzzy C-means* (FCM), o que resulta em funções de pertinência do tipo gaussiana para a geração das regras *fuzzy*. Os resultados encontrados nos três modelos concluem a terceira etapa deste trabalho finalizando com a estimação de um tempo para cada semáforo.

A seguir todas as etapas desenvolvidas no trabalho são mostradas com detalhes, inicializando pela estimação das matrizes origem-destino e finalizando com o tempo estimado pelo sistema *fuzzy* para cada modelo proposto.

## 4.2 Estimação da matriz OD

Considera-se o modelo de regressão linear dado por

$$y(t) = Q(t)b + e(t), \quad (4-1)$$

sendo  $e(t)$  um vetor estocástico com média zero e variância conhecida representando um ruído no sistema e  $Q(t) = \text{diag}\{Q_1(t)^T, \dots, Q_n(t)^T\}$ . O ruído é inserido devido ao tempo de travessia

ter sido desconsiderado, pois é relativamente pequeno quando comparado ao intervalo de tempo total. A mesma consideração é Cremer *et al.* (1987), Nihan *et al.* (1987) e Li *et al.* (1999).

Para os pares de observações  $(q(t), y(t))$ ,  $t = 1, \dots, N$ , disponíveis a cada intervalo de tempo  $t$ , o problema de estimação recursiva de  $b(t)$  consiste em determinar  $\hat{b}(t)$  para encontrar a solução para o seguinte problema de otimização

$$\min J(b(t)) = \sum_{k=1}^t \sum_{j=1}^n \{y_j(k) - Q_j(k)b_j\}^2 \quad t = 1, \dots, N \quad (4-2)$$

sujeito a (2-1).

Fornecida a solução para o problema (4-2), a demanda entre a  $i$ -ésima origem e o  $j$ -ésimo destino no intervalo  $t$  é estimada por (2-2).

O filtro de Kalman é utilizado neste trabalho para estimar os valores do vetor de probabilidades  $b(t)$  que representa o sistema. Após isso, o próximo passo é adicionar as restrições aos valores encontrados e com isso, minimizar a função de custo do problema.

A metodologia desta etapa do trabalho consiste em considerar quatro cenários reais da cidade em estudo e mostrar os problemas que podem surgir para o cálculo da matriz OD devido a estrutura do sistema. Deve-se formular uma tabela de movimentos conflitantes e proibidos, definir as dimensões das variáveis para o cruzamento em estudo e realizar a estimação do vetor de probabilidades através do filtro de Kalman, cuja equação de adaptação é dada por (Söderström & Stoica, 1989):

$$\begin{aligned} b(t) &= b(t-1) + K(t)e(t) \\ e(t) &= y(t) - Q(t)'b(t-1) \\ S &= 1 + Q(t)'P(t-1)Q(t) \\ K(t) &= P(t-1)Q(t)/S(t) \\ P(t) &= P(t-1) - [P(t-1)Q(t)Q(t)'P(t-1)]/S + R_1, \end{aligned}$$

onde  $b(t)$  representa o vetor de probabilidades a ser estimado,  $e(t)$  representa o erro entre o valor real e o estimado,  $K(t)$  é o ganho de Kalman e a variável  $P(t)$  é a matriz de covariância do erro de estimação.

Para o problema de otimização (4-2) restrito a (2-1), considera-se o Método de Multiplicadores de Lagrange. Desta forma, define-se a seguinte função Lagrangeana

$$L(b; \lambda, \mu) = J(b) + \lambda'(Rb - \mathbf{1}) - \mu'b, \quad (4-3)$$

onde  $\lambda$  é um vetor referente a restrição de igualdade e  $\mu$  representando a restrição de desigualdade.

Das condições de *Kuhn-Tucher* é possível obter

$$\hat{b} = \hat{b}_{kalman} - (X'X)^{-1}R'\lambda + (X'X)^{-1}\mu, \quad (4-4)$$

com  $(X'X) = diag \{ \sum_{s=1}^t Q_1(s)'Q_1(s), \dots, \sum_{s=1}^t Q_n(s)'Q_n(s) \}$ .

Denota-se  $X_j'X_j = \sum_{s=1}^t Q_j(s)'Q_j(s)$ , sendo  $(X'X)^{-1} = diag\{(X_1'X_n)^{-1}, \dots, (X_n'X_n)^{-1}\}$ .

Inserindo (4-4) na restrição de igualdade descrita em (2-1a),  $Rb = \mathbf{1}$ , tem-se:

$$\lambda = W[R\hat{b}_{kalman} - \mathbf{1} + R(X'X)^{-1}\mu],$$

com  $W = [R(X'X)^{-1}R']^{-1}$ . Então, substituindo em (4-4), obtém-se:

$$\hat{b} = \hat{b}_{kalman} - (X'X)^{-1}R'W[R\hat{b}_{kalman} - \mathbf{1}] + H\mu, \quad (4-5)$$

com  $H = (X'X)^{-1} - (X'X)^{-1}R'WR(X'X)^{-1} = [h_{ij}]_{p \times p}$ .

Existe uma restrição intrínseca a forma da matriz  $H$ , onde os elementos de sua diagonal principal só podem assumir valores positivos (Li & Moor, 1999). Com base em todas estas informações é feito o estudo do método em cruzamentos reais da cidade em estudo. Aplicando-o a quatro cenários propostos é percebido que em três cenários as restrições impostas a matriz  $H$  não estavam sendo satisfeitas, o que resultava em soluções, em muitos instantes, infinitas ou inválidas, resultando na não convergência do algoritmo. Com isso, é feita uma investigação sobre o que estaria levando a este fato somente em alguns cenários.

Após a análise é percebido que, exatamente na posição  $i$  em que  $|J_i| = 1$ , o elemento  $h_{ii}$  apresenta valores não positivos, o que deixa de satisfazer a restrição intrínseca desta matriz, causando a não convergência do algoritmo. A título de teste, a posição  $i$  para a condição citada é trocada de posição para confirmação da hipótese acima, e o fato se confirma, pois sempre o elemento  $h_{ii}$  acompanhava o valor mudado apresentando valores não positivos. É possível concluir que este problema de convergência acontecia somente em cruzamentos que apresentavam CSU e, portanto, seria necessário propor um método de resolução do problema.

Sendo  $H$  uma matriz construída a partir dos valores de  $P$  e  $R$ , onde  $R$  é uma matriz constante e invariável a cada cruzamento e  $P$  é a matriz de covariância fornecida pelo filtro de Kalman e, portanto, sua credibilidade é irrevogável, é percebido que dentre os valores  $h_{ii}$  apresentados no algoritmo, em alguns instantes de tempo, não seriam válidos, logo, era necessário buscar uma solução factível. “Busca” é um método que pode ser utilizado por computadores para examinar um espaço de problema de modo a encontrar um objetivo o mais rápido possível ou sem utilizar muitos recursos. Existem vários métodos de busca, alguns aplicados quando se tem conhecimento sobre as árvores de busca que está sendo examinada e outros quando não se tem ou pouco se tem esse conhecimento (Coppin, 2010). Neste trabalho

será dado enfoque aos casos onde essa informação existe e está disponível, pois é sabido que  $h_{ii}$  existe e deve ser positivo.

Informações que existem, estão disponíveis e são suficientes para encontrar a solução de um problema são chamadas de heurísticas, e métodos de busca que utilizam heurísticas são chamados de métodos de busca heurística. Algumas são mais adequadas do que outras e, quanto mais adequadas forem, menos ela precisará percorrer a árvore e isso pode fazer a diferença para encontrar uma solução. Heurísticas também podem ser utilizadas para melhorar o desempenho de soluções para problemas de satisfabilidade de restrições. Quando um método de busca utiliza uma heurística, ele pode ser visto como método de busca heurística. Os métodos utilizados pelas técnicas de busca local são conhecidos como meta-heurísticas, como exemplos de meta-heurísticas pode-se citar heurísticas com substituição, algoritmos genéticos, redes neuronais, busca tabu, otimização de colônia de formigas, buscas heurísticas entre outras (Coppin, 2010).

Neste trabalho é utilizada uma busca local, pois soluções factíveis podem ser encontradas nas próprias soluções já disponibilizadas anteriormente, portanto será utilizada uma meta-heurística. A estratégia adotada será a substituição do valor não positivo atual pelo seu anterior positivo, e este tipo de método é definido por (Coppin, 2010) como heurística com substituição. Uma heurística com substituição vai de um estado a outro pela alteração de uma ou mais variáveis, atribuindo a elas diferentes valores. Embasado neste princípio, o procedimento é adotado, eliminando-se assim, a possibilidade das restrições da matriz  $H$  não serem satisfeitas.

Em suma, no método de estimação de matrizes OD apresentado nesta seção, para cruzamento com CSU, faz-se necessário inserir uma etapa de busca meta-heurística com substituição. Em seguida é apresentado o algoritmo proposto para implementação.

#### Algoritmo para implementação

- 1 • **Carregar**
- 2 Valores iniciais para o vetor  $b$ , fila e matrizes  $R, R_1, P_1, P_2, \dots, P_n$
- 3 Valores de  $b_r$  para gerar os valores de  $y(t)$
- 4 • **Processo Iterativo**
- 5 Definir  $q$  por distribuição de Poisson
- 6 Definir matrizes  $Q_j(t) = [q_i(t)]$  para  $\forall i \in I_j \times 1$  para cada  $j (j = 1, \dots, n)$
- 7 • **Encontrar recursivamente através do Filtro de Kalman o valor de  $b(t)$**
- 8 
$$\tilde{b}_j(t) = \tilde{b}_j(t-1) + K_j(t)[y_j(t) - Q_j(t)' \tilde{b}_j(t-1)]$$

$$K_j(t) = P_j(t-1) \frac{Q_j(t)}{1 + Q_j(t)' P_j(t-1) Q_j(t)}$$

$$P_j(t) = P_j(t-1) - \frac{P_j(t-1) Q_j(t) Q_j(t)' P_j(t-1)}{1 + Q_j(t)' P_j(t-1) Q_j(t)} + R_1$$
- 9 • **Calcular a estimativa inserindo a restrição de igualdade**
- 10 
$$\tilde{b}(t) = \tilde{b}(t) - PR'W[R\tilde{b}(t) - \mathbf{1}]$$
- 11  $P = \text{diag}\{P_1(t), \dots, P_n(t)\} (= (X'X)^{-1})$  e  $W = [RPR']^{-1}$
- 12 • **Calcular a estimativa inserindo a restrição de desigualdade**



- 13      Calcular  $H = P - PR'WRP = [h_{ij}]_{p \times p}$
- 14      • **Etapa de busca meta-heurística com substituição**
- 15          Se  $h_{ii} \leq 0$  então  $h_{ii} = h_{ii}(t - 1)$
- 16       $D = \text{diag}\{1/h_{ii}\}$
- 17      Calcular  $\mu^* = T(-D\bar{b}(t))$  sendo  $T(v)$  uma operação de truncamento realizada aos elementos negativos do vetor  $v$
- 18       $b'(t) = \bar{b}(t) + H\mu^*$
- 19      Se  $b'(t) \leq 0$ , então realize o truncamento e após isso, cada elemento de  $b''(t)$  que corresponde a  $i$ -ésima entrada é dividido pelo  $i$ -ésimo elemento de  $Rb''(t)$ .
- 20      • **Fim processo iterativo**

A etapa de busca meta-heurística é explicitada na linha 15 do algoritmo, como pode ser visto, sempre que o elemento  $h_{ii}$  assumir valores não positivos, seu valor deve ser substituído pelo valor positivo anterior. Neste trabalho, a etapa de truncamento citada no algoritmo se resume em atribuir o valor zero aos valores negativos e um, aos valores que são maiores que um.

A matriz OD retorna um vetor de probabilidades onde cada índice refere-se à probabilidade de um carro sair de uma origem e adentrar um determinado destino permissível. Com os valores de fluxos de veículos que entram em um cruzamento e as suas probabilidades é possível identificar o fluxo de cada origem a cada destino. Cada elemento do vetor está relacionado a um dos dois semáforos que compõem um cruzamento que, ao serem multiplicados pelo número de veículos que entram no cruzamento, representam os fluxos de carros que cooperam na decisão de cada tempo de semáforo. A ideia é somar os valores referentes a cada semáforo em duas partes, resultando em dois valores, os quais serão considerados como entradas para o sistema de controle.

Com o resultado da estimação das matrizes OD será possível prever os fluxos de carros em um estante  $t + 1$  a partir dos valores atuais, e com isso, após um determinado tempo um grande conjunto de dados será formado. Estes dados de forma isolada não têm representação significativa, mas se forem agrupados de acordo com algum critério específico, como por exemplo a distância euclidiana, é possível perceber algum padrão entre os grupos formados e extrair informações relevantes, por este motivo a estratégia de agrupamento é utilizada neste trabalho. O intuito de utilizar as técnicas de agrupamento é extrair os conjuntos *fuzzy* para o sistema de inferência *fuzzy* utilizado. A seguir será mostrado as três abordagens utilizadas neste trabalho, combinando estas duas ferramentas computacionais.

### 4.3 Abordagens adotadas para controle semafórico

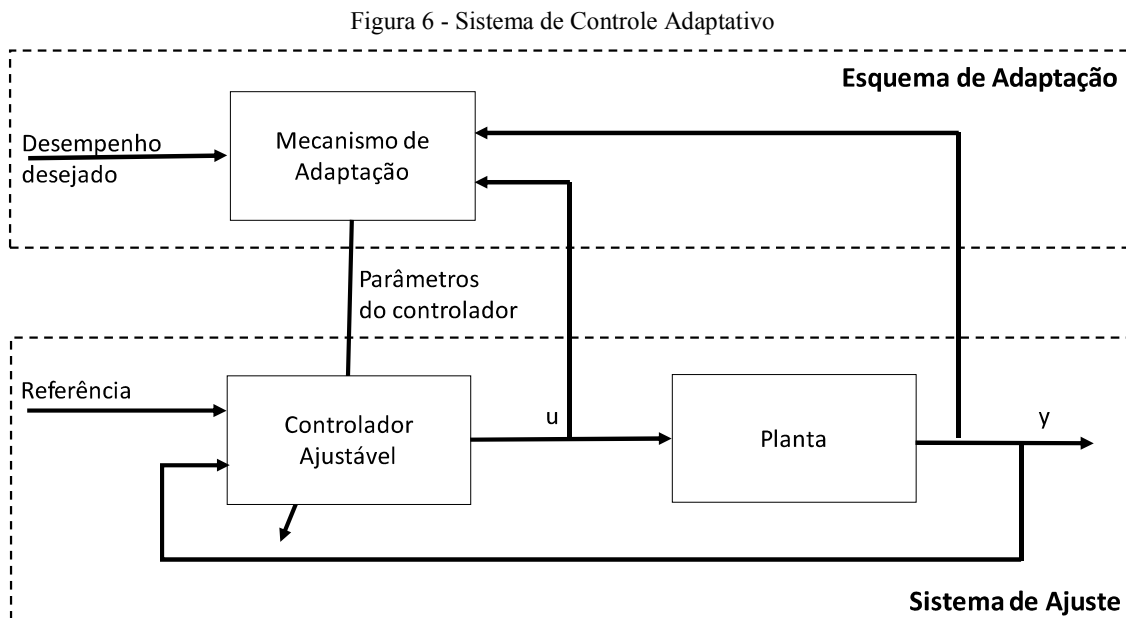
Três abordagens foram consideradas neste trabalho com o objetivo de estimar o melhor tempo a ser utilizado em cada semáforo em um dado cruzamento por um período de tempo, todas utilizando o sistema *fuzzy*. O tipo de sistema *fuzzy* utilizado é o Mamdani, ou seja, puramente linguístico. O método de implicação é a Implicação Mamdani ou Mínimo e o defuzzificador de Centro de Massa, ambos muito utilizados para sistema de controle em geral.

Cada cruzamento apresenta dois fluxos e dois tempos, portanto precisa de dois valores de entrada e dois valores de saída, lembrando que os dois devem ser sincronizados, pois uma via interfere na outra. Trata-se, portanto, de um sistema do tipo MIMO (Múltiplas Entradas Múltiplas Saídas), com dois valores de fluxo como entrada e dois valores de tempo como saída. O fluxo pode ser classificado em três conjuntos *fuzzy*: Alto, Baixo e Muito Baixo e o tempo por quatro conjuntos: Alto, Igual, Baixo e Muito Baixo, através destas combinações foram geradas 11 regras para o controle do sistema.

As mesmas regras foram usadas nas três abordagens, o que diferenciou uma da outra foram os algoritmos de agrupamentos. Duas conhecidas técnicas de agrupamento são escolhidas: *K-means* e o *Fuzzy C-means*. O *K-means* é escolhido não só por sua popularidade em agrupamento de dados, como também pela sua simplicidade e velocidade, além de ser um algoritmo base para outros métodos de agrupamento. O *Fuzzy C-means* apresenta um funcionamento parecido, porém com uma característica *fuzzy*, pois apresenta o grau de pertinência e um fator de ponderação.

A primeira abordagem consiste no sistema de inferência *fuzzy* sem a utilização de algoritmos de agrupamento para a formação dos conjuntos *fuzzy*, ou seja, apenas através do conhecimento empírico do projetista. Como cada cruzamento apresenta características particulares, seria muito trabalhoso para o projetista ter que formar grupos para cada cruzamento, por isso, se propõe na segunda abordagem que estes mesmos conjuntos sejam formados pelo agrupamento não *fuzzy K-means*, tendo pouca ou nenhuma interferência do projetista. Na terceira abordagem a proposta está em utilizar uma técnica de agrupamento *fuzzy (Fuzzy C-means)* na intenção de obter resultados gerados pelo sistema *fuzzy* ainda mais satisfatórios, tendo menos ainda a interferência do projetista, aumentando a autonomia do sistema de controle. O objetivo é apresentar ao final do trabalho três modelos baseados nas três abordagens, mostrando as vantagens e desvantagens de cada modelo.

É objetivo deste trabalho que pelo menos dois dos modelos sejam adaptativos. Quando um controlador consegue ajustar suas estratégias de controle, sem que haja uma intervenção humana, este controlador é dito adaptativo. Segundo (Aström & Wittenmark, 1995), um controlador adaptativo é um controlador com parâmetros ajustáveis e um mecanismo para ajustar estes parâmetros. Ele é constituído de duas realimentações: uma de controle e outra para ajustar os parâmetros, esse é o princípio básico do controlador adaptativo convencional. A Figura 6 representa o esquema de um sistema de controle adaptativo.



Fonte: Adaptada de (Landau, et al., 2011)

Os modelos 02 e 03 propostos apresentam abordagem adaptativa, sendo os conjuntos *fuzzy* os parâmetros ajustáveis e as técnicas de agrupamento o mecanismo que ajusta estes parâmetros.

O controle *fuzzy* adaptativo e o controle adaptativo convencional tem similaridades e diferenças. Eles são similares nos princípios e configurações básicas e nas ferramentas matemáticas usadas para análise e projeto. Uma diferença é que o controlador *fuzzy* tem uma estrutura não linear que é universal para diferentes plantas, enquanto que a estrutura do controle adaptativo convencional varia de planta a planta. Outra diferença é que o conhecimento humano sobre a dinâmica da planta e estratégias de controle podem ser incorporadas ao controlador *fuzzy* adaptativo, enquanto que isso não é considerado quando se trata dos controladores adaptativos convencionais, sendo esta a principal vantagem dos controladores *fuzzy* adaptativos sobre os adaptativos convencionais (Wang, 1997).

Em relação ao desenvolvimento do método para incorporar o conhecimento humano, primeiro considera-se quais tipos de conhecimento humano serão usados. Partindo do ponto de vista conceitual, qualquer sistema de controle consiste, pelo menos, em uma planta e um controlador. Portanto, o conhecimento humano sobre o sistema de controle pode ser classificado em duas categorias: conhecimento de planta e de controle, definidos segundo (Wang, 1997) como:

- Conhecimento da planta: As regras *fuzzy* SE-ENTÃO que descrevem o comportamento de uma planta desconhecida. Exemplo: Descrevendo o comportamento de um carro usando as regras (SE-ENTÃO): “SE pisar com mais força no acelerador, ENTÃO a velocidade do carro irá aumentar”, quando “mais” e “aumentar” são caracterizadas por conjuntos *fuzzy*.
- Conhecimento de controle: Regras de controle *fuzzy* que indicam em que situações quais ações de controle devem ser tomadas. Exemplo: Considerando regras para dirigir um carro: “SE a velocidade é baixa, ENTÃO aplique mais força ao acelerador”, quando “baixa” e “mais” são conjuntos *fuzzy*.

Dependendo do conhecimento humano usado e a estrutura do controlador *fuzzy*, o controle *fuzzy* adaptativo é classificado nas seguintes três categorias:

- Controle *fuzzy* adaptativo indireto: O controlador *fuzzy* compreende um número de sistemas *fuzzy* construídos (inicialmente) pelo conhecimento da planta;
- Controle *fuzzy* adaptativo direto: O controlador *fuzzy* é um único sistema *fuzzy* construído (inicialmente) pelo conhecimento do controle;
- Combinação entre o controle *fuzzy* indireto/direto: O controlador *fuzzy* é uma média ponderada entre os controladores *fuzzy* direto e indireto (portanto, ambos os conhecimentos de planta e controle são usados).

Neste trabalho é proposto um controlador *fuzzy* adaptativo indireto, pois todo o controle é construído baseado no conhecimento da planta, que é o cruzamento, sem modelo conhecido.

#### 4.4 Considerações finais

Neste capítulo é descrito a metodologia utilizada neste trabalho, com o intuito de mostrar sua estrutura e a maneira como cada ferramenta é utilizada para se obter o objetivo principal: encontrar o melhor tempo para cada semáforo.

Para a estimação das matrizes OD adotou-se a metodologia de estudos de casos, onde alguns cruzamentos da cidade em estudo foram considerados. O objetivo é mostrar como as matrizes são formadas, em que suas proibições influenciam e que sua estrutura depende do cruzamento em questão. Também é importante para mostrar que, os cruzamentos que apresentavam Condição de Saída Única (CSU) obtinham problemas em relação a convergência e necessitavam da adição de uma etapa de ajuste meta-heurístico, diferente das que não apresentam esta condição, o que também é mostrado em um dos casos estudados.

É descrito também como as matrizes de origem-destino (OD) foram estimadas e quanto isso é importante na formação da matriz de dados que será utilizada nos métodos de agrupamento. Os métodos de agrupamento se tornam necessários para que este conjunto de dados seja agrupado de forma que se consiga formar os conjuntos *fuzzy* utilizados nas duas últimas abordagens. A primeira abordagem, onde não se utiliza as técnicas de agrupamento, se torna necessária para que seja possível fazer um comparativo com as abordagens que utilizam tais técnicas. Ao final são apresentados os três modelos referentes as três abordagens.

Um controlador *fuzzy* adaptativo indireto é proposto nos dois modelos que usam as técnicas de agrupamento com intuito de promover um controle de tráfego traçando estratégias de temporização aos semáforos de um cruzamento isolado. As técnicas de agrupamento mantem os conjuntos *fuzzy* sempre atualizados, representando a lei de adaptação do sistema de controle.

# Capítulo 5

## SIMULAÇÕES

---

*Neste capítulo são apresentados todos os experimentos computacionais realizados para a execução deste trabalho. O método é aplicado aos cruzamentos presentes na cidade de São Luís do Maranhão, capital escolhida para este estudo de caso. Toda a teoria explanada nos capítulos anteriores é essencial para o entendimento dos resultados mostrados aqui. Pelo fato da metodologia ser composta em três etapas principais, optou-se por estruturar este capítulo na mesma sequência de modo a facilitar o entendimento do trabalho.*

### 5.1 Estimação da matriz OD

Para a estimação da matriz OD é adotada a estratégia de apresentar os resultados encontrados para quatro cenários propostos pertencentes a cidade do estudo de caso. Três destes cenários apresentam CSU e outro não apresenta para avaliação da metodologia deste trabalho. O propósito é mostrar problemas que acontecem nos cruzamentos com CSU e como resolvê-los. A seguir são mostrados os cenários em estudo.

#### 5.1.1 Cenários

Para o Cenário 01 é considerado um cruzamento real que será denominado Cruzamento Colares Moreira. A Figura 8 representa o objeto em estudo deste cenário.

Os valores do vetor  $b$  embasados nos movimentos proibidos do cruzamento são:

$$\sum_{j=1}^3 b_{ij} = 1, b_{ii} = 0 \text{ para } i = 1,3 \text{ e } b_{12} = 0. \quad (5-1)$$

Vale ressaltar que os valores de  $b_{ii} = 0$  e  $b_{23} = 0$  representam os movimentos proibidos do cruzamento. Referente as notações da Equação (5-1), tem-se:

$$b_1 = [b_{21} \ b_{31}]', b_2 = [b_{22} \ b_{32}]', b_3 = [b_{13} \ b_{23}]',$$

$$Q_1 = [q_2 \ q_3]', Q_2 = [q_2 \ q_3]', Q_3 = [q_1 \ q_2]',$$

$$b = [b_{21} \ b_{31} \ b_{22} \ b_{32} \ b_{13} \ b_{23}]' = [b^{(1)}, \dots, b^{(6)}]'$$

Portanto, a equação de conservação (5-1) pode ser reescrita levando em consideração (2-1a) como:

$$R = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Figura 8 - Cruzamento Colares Moreira

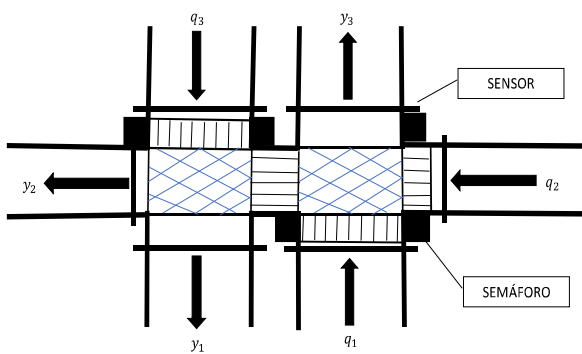


Figura 7 - Cruzamento Areinha

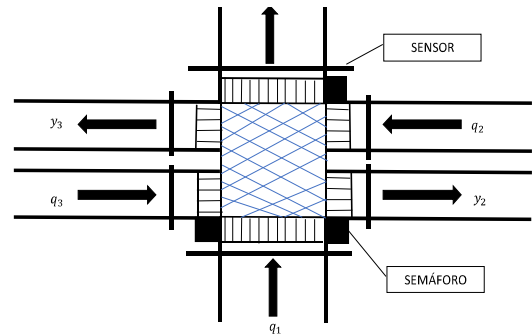
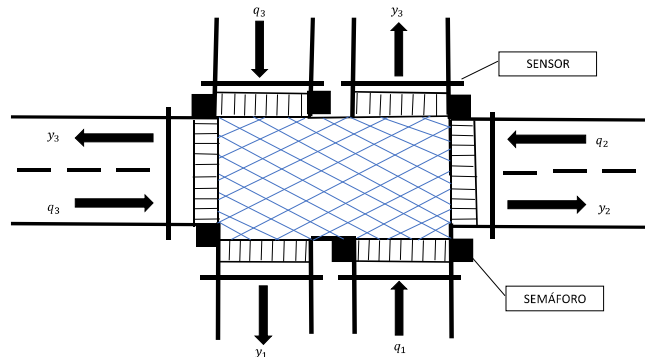


Figura 9 - Cruzamento João Paulo



No Cenário 02, representado pela Figura 7, apresenta-se a estrutura de outro cruzamento denominado de Cruzamento Areinha. Os valores do vetor  $b$  embasados nos movimentos proibidos do cruzamento são

$$\sum_{j=1}^4 b_{ij} = 1, b_{ii} = 0 \text{ para } i = 2,3 \text{ e } b_{31} = 0, \tag{5-2}$$

em que  $b_{ii} = 0$  e  $b_{31} = 0$  representam os movimentos proibidos do cruzamento. Referente as notações de (5-2), tem-se

$$b_1 = [b_{11} \ b_{21}]', b_2 = [b_{12} \ b_{32}]', b_3 = [b_{13} \ b_{23}]',$$

$$Q_1 = [q_1 \ q_2]', Q_2 = [q_1 \ q_3]', Q_3 = [q_1 \ q_2]',$$

$$b = [b_{11} \ b_{21} \ b_{12} \ b_{32} \ b_{13} \ b_{23}]' = [b^{(1)}, \dots, b^{(6)}]'$$

Portanto, a equação de conservação (5-2) pode ser reescrita levando em consideração (2-1a) como:

$$R = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

O cenário 03 (Figura 9) é dividido em duas partes: a maneira real (3.1), no qual se apresenta na cidade do estudo de caso, e a maneira padrão da qual o mesmo apresenta normalmente em outras cidades (3.2).

Vale ressaltar que, por questões regionais de intenso comércio na região, as regras de trânsito foram mudadas caracterizando o cenário que é chamado de 3.1, obedecendo as seguintes equações de acordo com os movimentos proibidos:

$$\sum_{j=1}^4 b_{ij} = 1, b_{ii} = 0 \text{ para } i = 1, \dots, 4 \text{ e } b_{14} = b_{21} = b_{24} = 0. \quad (5-3)$$

Lembrando que, os valores de  $b_{ii} = 0$  e  $b_{14} = b_{21} = b_{24} = 0$  representam os movimentos proibidos do cruzamento. Referente as notações de (5-3), tem-se

$$b_1 = [b_{31} \ b_{41}]', b_2 = [b_{12} \ b_{32} \ b_{42}]', b_3 = [b_{13} \ b_{23} \ b_{43}]', b_4 = [b_{34}],$$

$$Q_1 = [q_3 \ q_4]', Q_2 = [q_1 \ q_3 \ q_4]', Q_3 = [q_1 \ q_2 \ q_4]', Q_4 = [q_3],$$

$$b = [b_{31} \ b_{41} \ b_{12} \ b_{32} \ b_{42} \ b_{13} \ b_{23} \ b_{43} \ b_{34}]' = [b^{(1)}, \dots, b^{(9)}]'$$

Portanto, a equação de conservação (5-3) pode ser reescrita levando em consideração (2-1a) como:

$$R = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Finalmente, o cenário 3.2 corresponde a mesma Figura 9, seus movimentos proibidos estão presentes apenas na diagonal principal de sua matriz OD caracterizando apenas a proibição no formato “U”, se tratando, portanto, de um cruzamento sem CSU. As notações são similares às feitas nos cenários anteriores, e sua forma completa pode ser vista em Li et al. (1999). Trabalhos que tratam de cruzamento sem CSU podem ser vistos em Angulo et al. (2010), Li et al. (1999), entre outros.



### 5.1.2 Resultados computacionais e discussões

Considerando os quatro cenários em estudo e as equações consideradas, é possível montar as matrizes de parâmetros “verdadeiros” que foram utilizadas na simulação (Tabela 1). Os valores dessas matrizes para os cenários 01, 02 e 3.1 foram adotados com base no conhecimento empírico do trânsito nos locais e do cenário 3.2 é baseado em Nihan *et al.* (1987). Os fluxos de entrada  $q_i(t)$  são gerados como resultado da variável aleatória de Poisson com média 100.

Tabela 1 - Tabela de "valores verdadeiros"

CENÁRIO 01	CENÁRIO 02	CENÁRIO 3.1	CENÁRIO 3.2
$B = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0,5 & 0,3 & 0,2 \\ 0,6 & 0,4 & 0 \end{bmatrix}$	$B = \begin{bmatrix} 0,3 & 0,5 & 0,2 \\ 0,4 & 0 & 0,6 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}$	$B = \begin{bmatrix} 0 & 0,4 & 0,6 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0,8 & 0,1 & 0 & 0,1 \\ 0,7 & 0,25 & 0,05 & 0 \end{bmatrix}$	$B = \begin{bmatrix} 0 & 0,23 & 0,414 & 0,356 \\ 0,051 & 0 & 0,149 & 0,8 \\ 0,352 & 0,358 & 0 & 0,29 \\ 0,083 & 0,843 & 0,074 & 0 \end{bmatrix}$

Durante a simulação é possível perceber que, em todos os cenários em que apresentavam CSU (Cenário 01, Cenário 2 e Cenário 3.1), a posição para a qual  $|J_i| = 1$  torna o valor de  $h_{ii}$  não positivo em alguns intervalos de tempo, o que impede a convergência do algoritmo. Sempre que isso acontece, os valores de  $b_{ij}(t)$  tendem para o infinito ou não são calculados pelo algoritmo, fato que não acontece no Cenário 3.2, pois trata-se de um cruzamento sem CSU. O dito acima pode ser visto nas figuras 10,11,12 e 13, resultados obtidos sem o uso da etapa de busca meta-heurística. É usada a simulação de Monte Carlo baseada em média para plotagem dos valores.

Figura 10 - Cenário 01

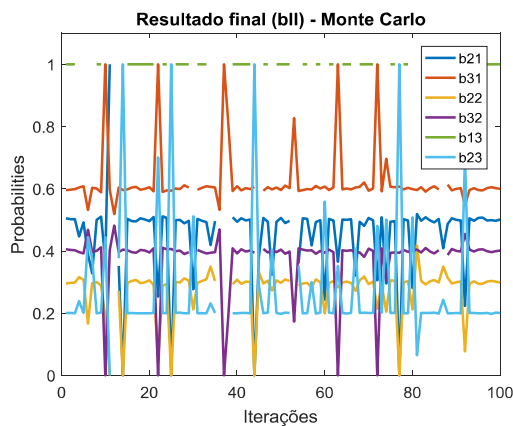


Figura 11 - Cenário 02

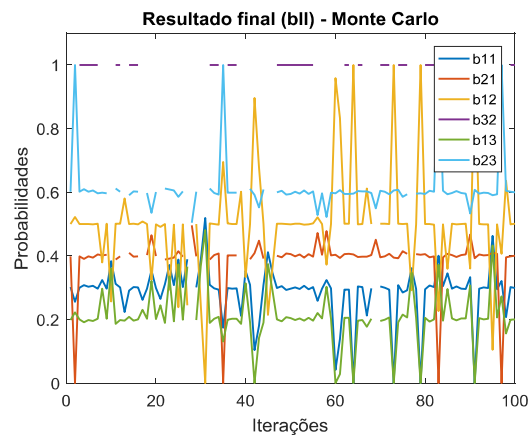


Figura 12 - Cenário 3.1

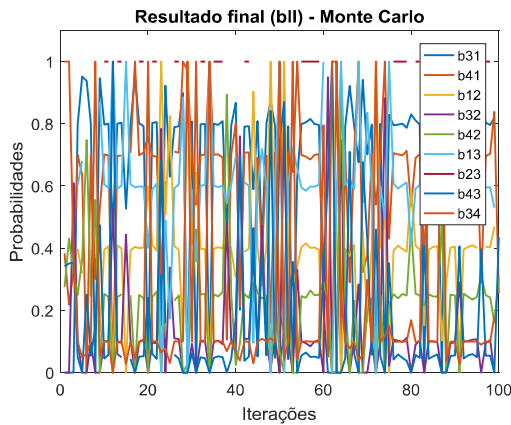
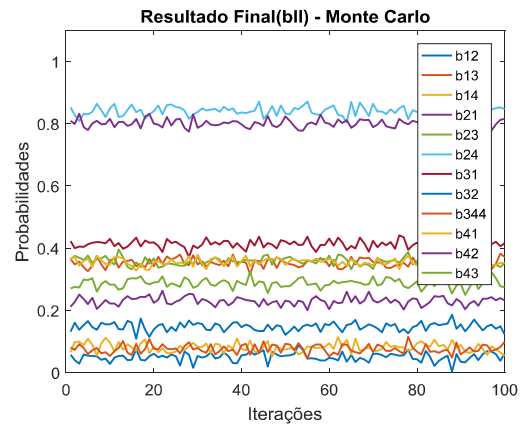


Figura 13 - Cenário 3.2



Como pode ser visto nos três primeiros cenários (Figura 10, Figura 11 e Figura 12) não há convergência do algoritmo, e todos eles são cruzamentos que apresentam CSU, o que não acontece no Cenário 3.2 (Figura 13), que apresenta convergência satisfatória. Devido a este fato, é justificável a etapa de busca meta-heurística ao método tradicional para cumprir a restrição de positividade da matriz  $H$ . A eficiência da metodologia proposta neste artigo pode ser observada a partir dos resultados da Tabela 2, onde são mostrados os valores reais e os estimados pelas restrições de igualdade e desigualdades.

Tabela 2 - Valores de  $b_j(t)$  para comparação

CENÁRIOS	VALORES ENCONTRADOS	VALORES DE $b_j(t)$						
01	Estimador de Kalman	0.3009	0.3988	0.4993	1.0011	0.1998	0.6008	
	Refinados pelas restrições - $b_{ii}$	0.3005	0.3990	0.5002	1.0000	0.1994	0.6010	
	Valores Reais	0.500	0.6000	0.3000	0.2000	1.0000	0.2000	
02	Estimador de Kalman	0.3008	0.3993	0.5020	0.9979	0.2007	0.5993	
	Refinados pelas restrições - $b_{ii}$	0.3001	0.4000	0.4999	1.0000	0.2000	0.6000	
	Valores Reais	0.3000	0.4000	0.5000	1.0000	0.2000	0.6000	
3.1	Estimador de Kalman	0.7996	0.7003	0.3991	0.1006	0.2503	0.5990	0.9984
		0.0525	0.1001					
	Refinados pelas restrições - $b_{ii}$	0.8053	0.6957	0.4092	0.0954	0.2448	0.5908	1.0000
		0.0596	0.0993					
3.2	Estimador de Kalman	0.8000	0.7000	0.4000	0.1000	0.2500	0.6000	1.0000
		0.0500	0.1000					
	Estimador de Kalman	0.0521	0.3518	0.0821	0.2292	0.3586	0.8431	0.4126
		0.1497	0.0747	0.3545	0.8004	0.2913		
3.2	Refinados pelas restrições - $b_{ii}$	0.0552	0.3377	0.0920	0.2231	0.3684	0.8358	0.4118
		0.1519	0.0723	0.3652	0.7929	0.2940		
	Valores Reais	0.0510	0.3520	0.0830	0.2300	0.3580	0.8430	0.4140
		0.1490	0.0740	0.3560	0.8000	0.2900		

Outra forma de demonstrar a eficiência do método proposto pode ser visto nas figuras 14, 15, 16 e 17, onde é possível observar que com a adição da etapa de busca meta-heurística, o algoritmo apresenta convergência satisfatória.

Figura 14 - Cenário 01 com meta heurística

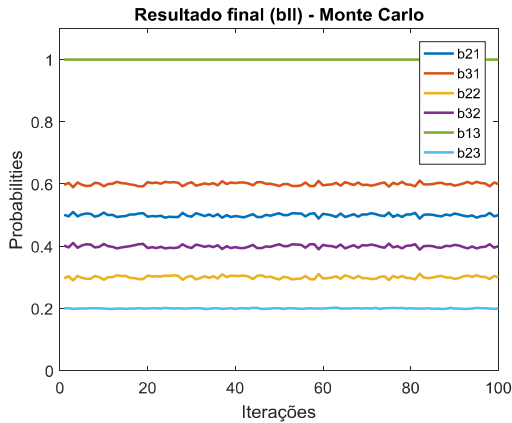


Figura 15 - Cenário 02 com meta heurística

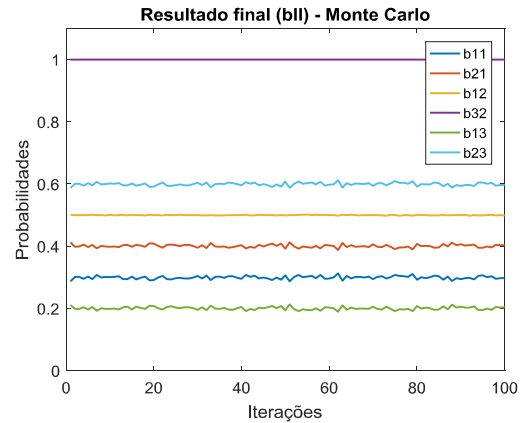


Figura 16 - Cenário 3.1 com meta heurística

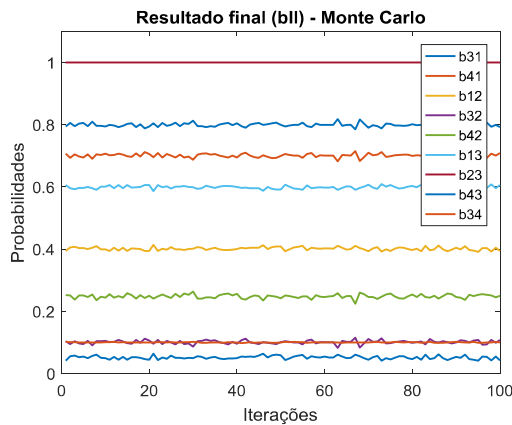
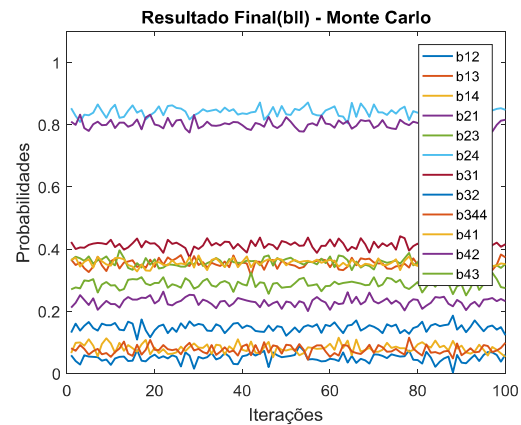


Figura 17 - Cenário 3.2 com meta heurística



Com base nas figuras acima, é possível notar que, inserindo-se a etapa de busca meta-heurística, obtém-se a convergência do algoritmo em todos os cenários apresentados durante o intervalo de tempo considerado. Assim, é notório que o método aqui apresentado é mais abrangente do que os já citados na literatura, pois inclui tanto os casos de cruzamentos com CSU, quanto aqueles que não apresentam esta condição.

## 5.2 Aplicação das técnicas de agrupamento para gerar conjuntos *fuzzy*

Com a estimação da matriz  $B(t)$  e em posse dos dados de entrada  $q(t)$ , é possível obter-se as matrizes origem-destino que representam o trânsito, e com isso, os fluxos de carros em cada semáforo que compõe o cruzamento. Obtendo-se os valores desses fluxos, é necessário encontrar seu grau de pertinência em cada conjunto do sistema *fuzzy*, que é a técnica utilizada

para estimar o melhor tempo do semáforo. Para formação desses conjuntos são utilizadas técnicas de agrupamento, visto que os valores dos fluxos podem variar de um cruzamento para outro, ou de um momento a outro, e por esse motivo, deve ser atualizado a cada novo valor.

Optou-se por apresentar três abordagens diferentes para encontrar os conjuntos usados no sistema *fuzzy*. A primeira abordagem consiste em escolhê-los de forma manual, sem uso de nenhuma técnica computacional, apenas o conhecimento do próprio projetista. A segunda e a terceira usando técnicas de agrupamento. Foram escolhidas duas conhecidas técnicas: *K-means* e o *Fuzzy C-means*. O *K-means* foi escolhido não só por sua popularidade em agrupamento de dados, como também pela sua simplicidade e velocidade, além de ser um algoritmo base para outros métodos de agrupamento. O *Fuzzy C-means* apresenta um funcionamento parecido, porém com uma característica *fuzzy*, pois apresenta o grau de pertinência e um fator de ponderação.

A seguir a problemática em estudo e as abordagens apresentadas.

### 5.2.1 Problemática

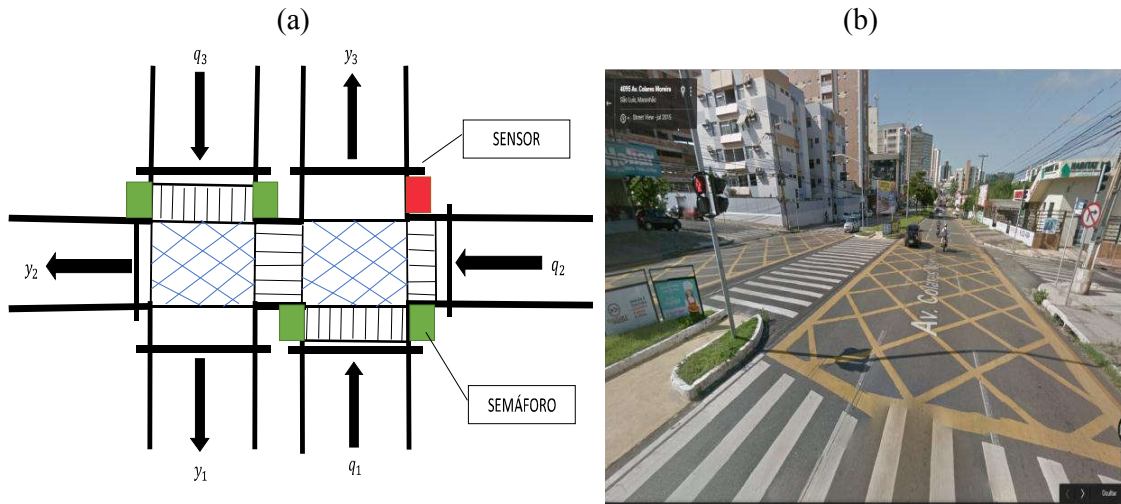
Analisando os cruzamentos em estudo nos quatro cenários apresentados na Seção 5.1.1, é possível perceber uma característica em comum: mesmo apresentando mais de dois semáforos, é necessário a definição de apenas dois tempos para cada cruzamento, pois alguns deles funcionam juntos com a mesma temporização, sempre totalizando dois tempos. Para exemplificar o que foi dito acima, considere o Cenário 01 apresentado na Figura 18. Os semáforos sinalizados de azul funcionam com a mesma temporização, enquanto que o vermelho funciona com temporização diferente, lembrando que estão sincronizados, assim que um desliga o outro entra em funcionamento.

Para este exemplo, após a estimação do vetor  $b = [b_{21} \ b_{31} \ b_{22} \ b_{32} \ b_{13} \ b_{23}]'$ , a matriz  $B$  correspondente é

$$B = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 \\ 0,5 & 0,3 & 0,2 \\ 0,6 & 0,4 & 0 \end{bmatrix}.$$

Multiplicando os valores de fluxo de carros que entram no cruzamento é possível estimar quantos carros vão adentrar cada destino, e a cada intervalo  $t$ , que por hipótese, será considerado 10 minutos (mas que pode ser usado qualquer tempo), é possível obter uma matriz OD para aquele instante. Com o passar dos dias, por exemplo, um grande conjunto de matrizes OD é formado para cada cruzamento.

Figura 18 – Cruzamento Colares Moreira  
(a) Esquemático (b) Real



Para cada semáforo existe um conjunto de fluxos que interferem em seu funcionamento, por isso, os fluxos do cruzamento são divididos em Fluxo 1 e Fluxo 2, sendo:

$$\text{Fluxo1} = q_1(b_{13}) + q_3(b_{31} + b_{32})$$

$$\text{Fluxo2} = q_2(b_{21} + b_{22} + b_{23}).$$

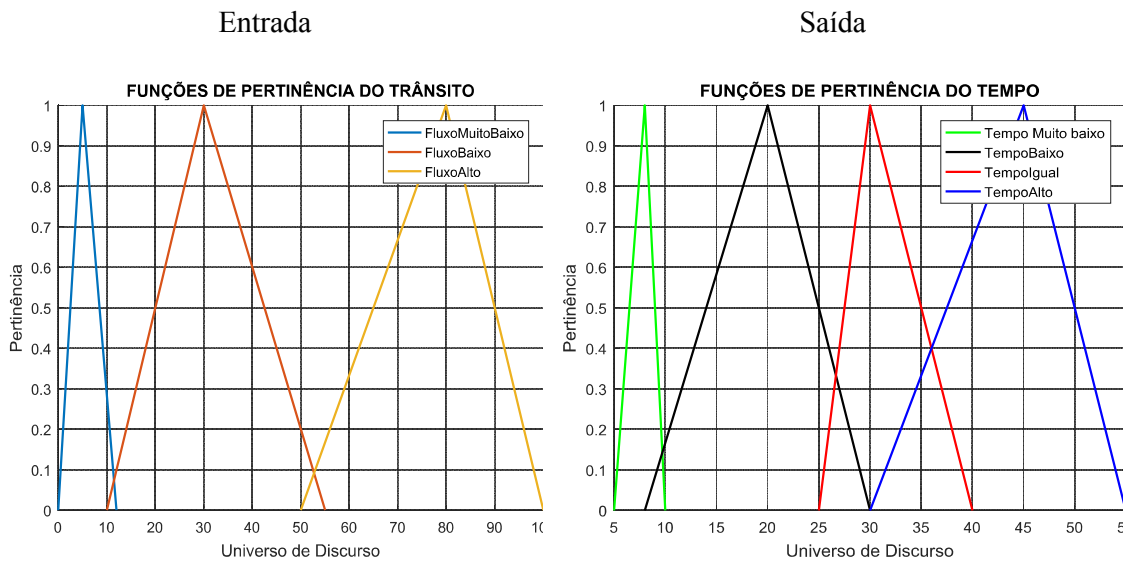
E esses dados, que são atualizados a cada 10 minutos, são os valores que são agrupados para a formação dos conjuntos *fuzzy*. Uma amostra de 2000 dados para cada fluxo entre 0 e 100 foram gerados para serem usados como banco de dados. Também foi gerado 2000 dados aleatórios para formar o banco de dados de cada tempo, entre valores de 5 a 55 segundos. Esses dados foram utilizados nas duas últimas abordagens que utilizaram agrupamento.

A seguir as três abordagens apresentando três modelos para estimar o melhor tempo usando o sistema *fuzzy*.

### 5.2.2 Abordagem I – Formação de conjuntos *fuzzy* sem agrupamento

Como já mencionado, a primeira abordagem consiste no sistema de inferência *fuzzy* sem a utilização de algoritmos de agrupamento para a formação dos conjuntos *fuzzy*. Esta abordagem não utilizou o banco de dados para agrupamento, pois não utilizou esta técnica, mas os valores contidos no banco de dados podem servir de base para a formação dos conjuntos *fuzzy* pelo projetista. A Figura 19 mostra o resultado das funções de pertinências definidas para a entrada e saída.

Figura 19 – Funções de pertinências (Entrada e Saída) - Abordagem I



É possível perceber que todo o universo de discurso está coberto, apresentando resultados razoáveis em vista do problema dado. As funções de pertinência do tipo triangular foram escolhidas por conveniência pelo projetista.

### 5.2.3 Abordagem II - Formação de conjuntos *fuzzy* com agrupamento não *fuzzy*

Nesta abordagem, as funções de pertinência serão formadas a partir do agrupamento K-means dos dados. O banco de dados será utilizado nesta abordagem, lembrando que, esses valores foram usados apenas para simulação e teste da metodologia, porém o ideal é que sejam frutos de um banco de dados com dados reais. De acordo com estes dados, a Figura 20 mostra os dados de entrada e saída agrupados de forma independente em 3 e 4 *clusters* sucessivamente. Nesta figura os dados de entrada são agrupados juntos e os de saída também.

Porém, para extrair os conjuntos *fuzzy* e formar as funções de pertinência do tipo triangular, como é o requerido, o agrupamento é feito com base em um novo vetor de entrada, formado pela concatenação dos dois fluxos e o mesmo foi feito com a saída. Este procedimento se mostrou necessário pois, o interesse do projetista estava em coletar os valores máximos, mínimos e médio de cada *cluster*. Em posse destes resultados é possível formar as funções de pertinências de entrada e saída, com uma menor intervenção do projetista, entretanto alguns ajustes com base no conhecimento empírico do problema ainda foram adotados. Com isso, na



Figura 21 é mostrado o número de elementos contidos por cada *cluster* em relação ao valor dos fluxos dados. A

Figura 22 mostra as funções de pertinência formadas. Os pontos vermelhos sinalizados nos gráficos correspondem aos centros dos *clusters*.

Figura 20 – Agrupamentos K-means dos dados: dupla entrada/ dupla saída

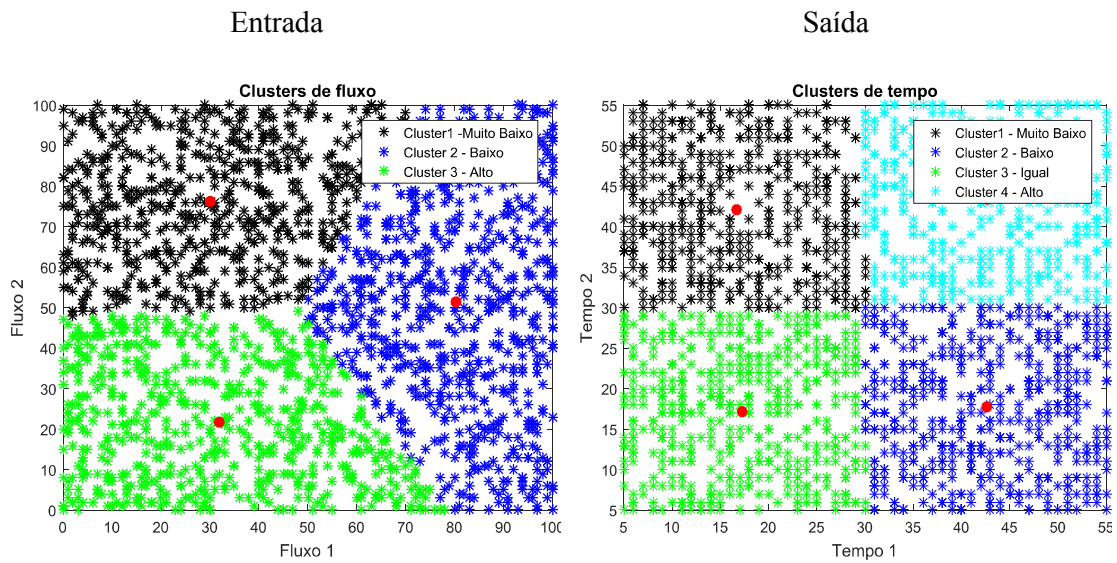
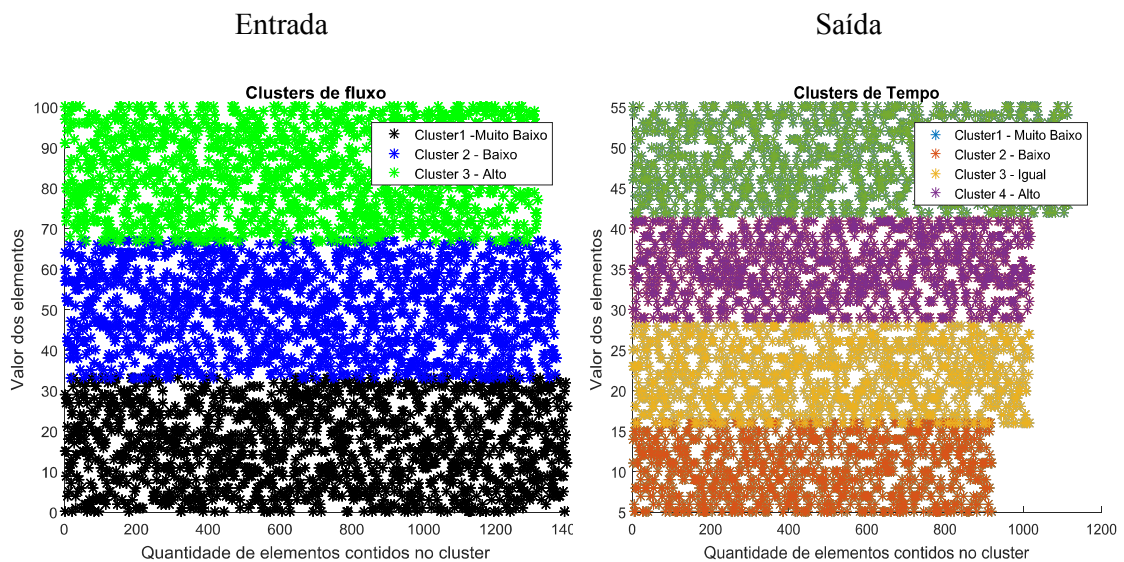
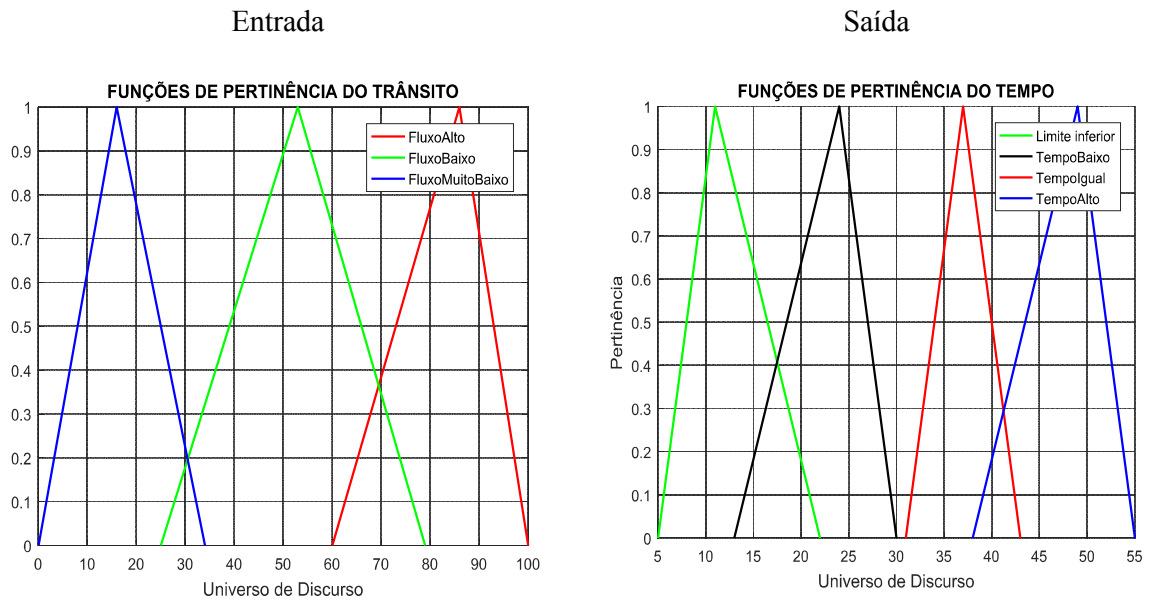


Figura 21 – Agrupamentos K-means dos dados: única entrada/única saída



Nesta abordagem também é possível perceber o universo de discurso todo coberto pelas funções, também apresentando resultados razoáveis em vista do problema dado. Poucos ajustes foram necessários.

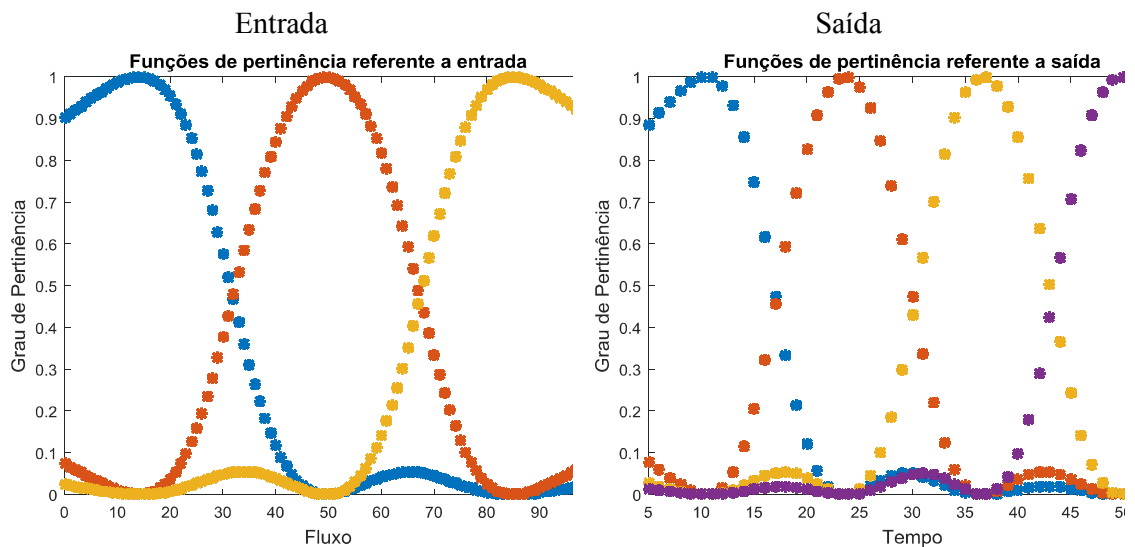
Figura 22 - Funções de pertinências (Entrada e Saída) - Abordagem II



### 5.2.4 Abordagem III - Formação de conjuntos *fuzzy* com agrupamento *fuzzy*

Nesta terceira abordagem o agrupamento utilizado é *fuzzy*, sendo utilizado o *Fuzzy C-means*. Os mesmos dados de entrada foram utilizados, porém utilizando o FCM, o formato das funções de pertinência não é mais escolhido pelo projetista, mas sim, definido pelo próprio algoritmo através dos dados fornecidos. Na Figura 23 é possível ver as funções de pertinência formadas, representando os conjuntos *fuzzy* de entrada e saída.

Figura 23 – Funções de pertinências (Entrada e Saída) - Abordagem III





### 5.3 Tempo de processamento das abordagens

A etapa de estimação da matriz OD possui tempo de processamento de 9.977 s. Como esta etapa é igual em todos os modelos considerados e o que difere são as abordagens I, II e III, o tempo de processamento para cada abordagem foi calculado para comparação entre os modelos apresentados. A função *Run and Time* do MATLAB foi utilizada apresentando os seguintes resultados:

Tabela 3 - Tempo de processamento das três abordagens

ABORDAGENS	TEMPO DE PROCESSAMENTO
I	12.243 s
II	21.639 s
III	1.771 s

Com os conjuntos *fuzzy* já formados nas três abordagens, o passo seguinte é inseri-los no sistema de inferência *fuzzy*.

### 5.4 Sistema de inferência *fuzzy*

O tipo de sistema *fuzzy* utilizado foi o Mamdani, ou seja, puramente linguístico. O sistema de inferência *fuzzy* é formado pelas variáveis fluxo (entrada) e tempo (saída). Como já definido, cada cruzamento apresenta dois fluxos e dois tempos, portanto são necessários dois valores de entrada e dois valores de saída. O fluxo é formado por três conjuntos *fuzzy*: Alto, Baixo e Muito Baixo e o tempo por quatro conjuntos: Alto, Igual, Baixo e Muito Baixo, através destas combinações foram geradas 11 regras para controlar o sistema. As regras *fuzzy* podem ser vistas no Quadro 1. Estas regras foram usadas nas três abordagens, a diferença entre elas está no modo de formação dos conjuntos *fuzzy*.

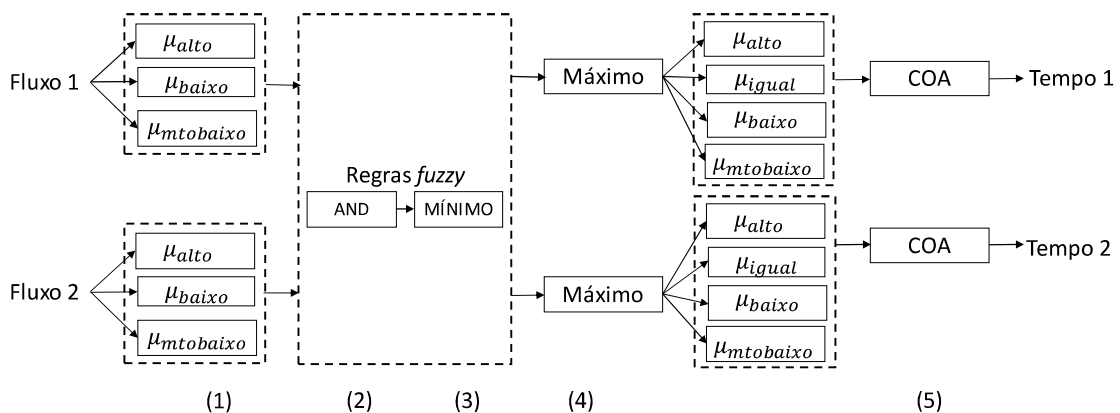
A Figura 24 retrata com detalhes o sistema *fuzzy* em estudo com todas as suas etapas, sendo: a parte (1) representando a fuzzificação com todas os graus de pertinências referentes aos valores de fluxos dados na entrada do sistema; a parte (2) representando os operadores lógicos que ativam o antecedente das regras *fuzzy*; a parte (3) com a implicação Mamdani ou Mínimo representando a implicação (consequente da regra); a parte (4) agregando os valores as

regras e apresentando os valores *fuzzy* da resposta procurada, por último, a parte (5) mostrando a defuzzificação destes valores às variáveis de tempo.

Quadro 1 - Regras *Fuzzy*

Regras <i>fuzzy</i>	
Regra 01	SE (fluxo01=ALTO e fluxo02=BAIXO) ENTÃO tempo01=ALTO e tempo02 = BAIXO
Regra 02	SE (fluxo01=BAIXO e fluxo02=ALTO) ENTÃO tempo01=BAIXO e tempo02=ALTO
Regra 03	SE (fluxo01=ALTO e fluxo02=ALTO) ENTÃO tempo01=ALTO e tempo02=ALTO
Regra 04	SE (fluxo01=BAIXO e fluxo02=BAIXO) ENTÃO tempo01=IGUAL e tempo02=IGUAL
Regra 05	SE (fluxo01=MUITOBAIXO e fluxo02=MUITOBAIXO) ENTÃO tempo01=IGUAL e tempo02=IGUAL
Regra 06	SE (fluxo01= MUITOBAIXO e fluxo02= ALTO) ENTÃO tempo01=MUITOBAIXO e tempo02=ALTO
Regra 07	SE (fluxo01=ALTO e fluxo02=MUITOBAIXO) ENTÃO tempo01=ALTO e tempo02=MUITOBAIXO
Regra 08	SE (fluxo01=ALTO e fluxo02=MUITOBAIXO) ENTÃO tempo01=ALTO e tempo02=MUITOBAIXO
Regra 09	SE (fluxo01=MUITOBAIXO e fluxo02=ALTO) ENTÃO tempo01=MUITOBAIXO e tempo02=ALTO
Regra 10	SE (fluxo01=BAIXO e fluxo02=MUITOBAIXO) ENTÃO tempo01=BAIXO e tempo02=MUITOBAIXO
Regra 11	SE (fluxo01=MUITOBAIXO e fluxo02=BAIXO) ENTÃO tempo01=MUITOBAIXO e tempo02=BAIXO

Figura 24 – Sistema *fuzzy* proposto

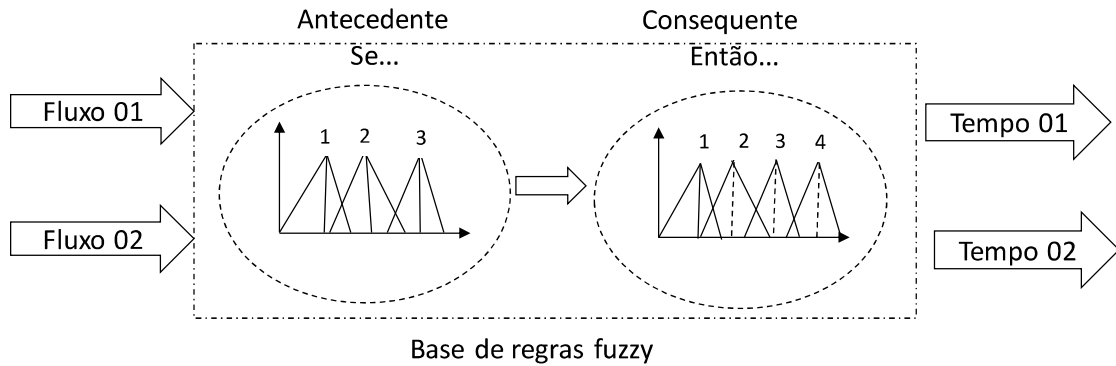


Considerando as três abordagens, os seguintes modelos são apresentados:

- Modelo 01 - Representado pela Figura 25. Este modelo pode funcionar sem o uso do banco de dados fornecido pelas matrizes OD, porém essas informações permitem a melhor escolha dos conjuntos *fuzzy* ao projetista. O modelo, como mostra a figura, é formado a partir

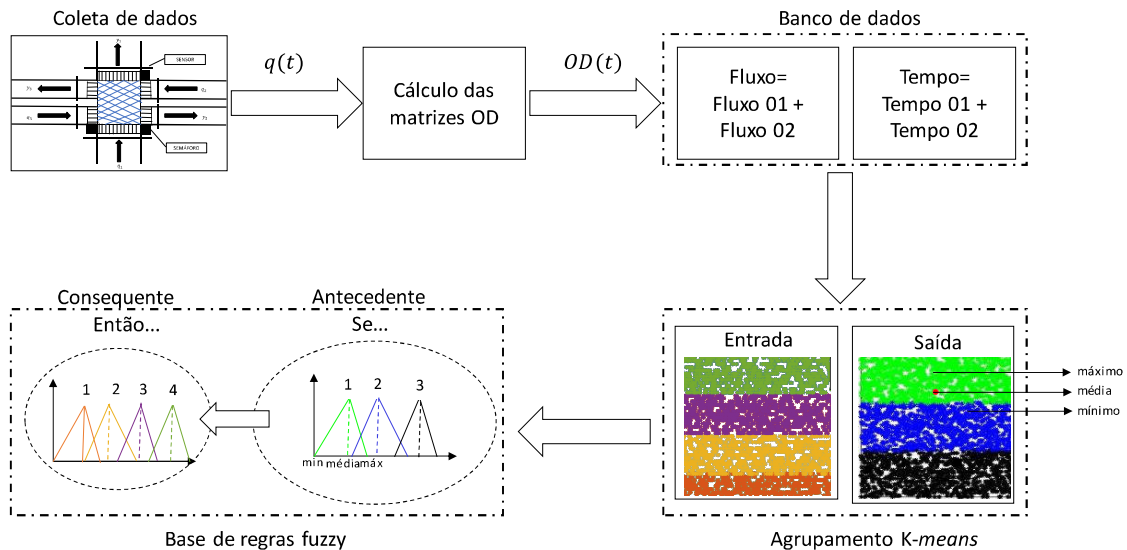
dos seguintes passos: Definição dos conjuntos *fuzzy* – Formação das funções de pertinência do formato triangular – Definição dos tempos dos semáforos.

Figura 25 - Modelo 01



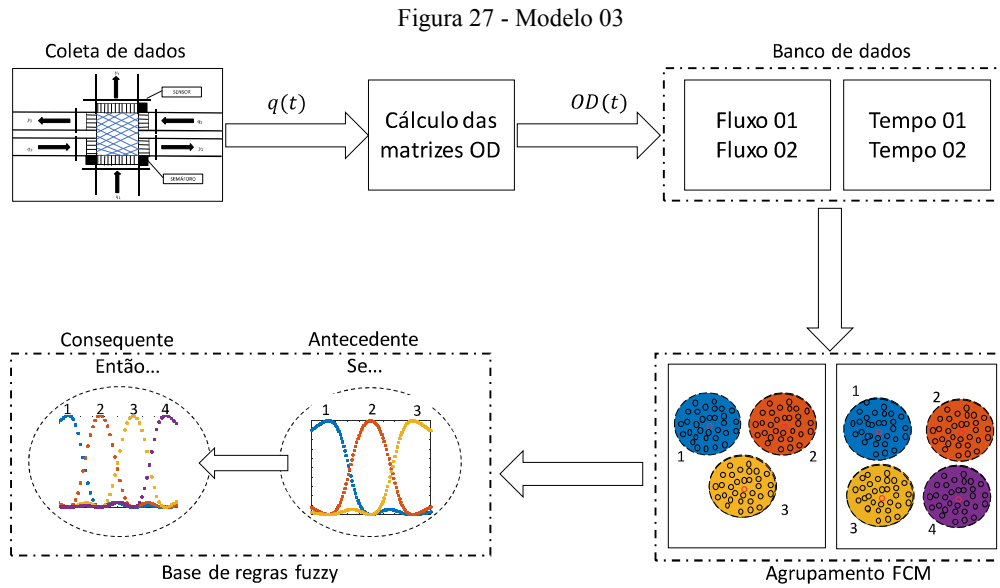
- Modelo 02 – Representado pela Figura 26, basicamente consiste em: Coleta de dados – Estimação de  $B(t)$  – Obtenção das matrizes OD para formar o banco de dados - Agrupamento K-means dos dados de entrada e saída de forma independente - Definição das funções de pertinência do formato triangular a partir dos dados agrupados – Formação das regras fuzzy com base nas funções formadas – Definição dos tempos dos semáforos pelo consequente.

Figura 26 - Modelo 02

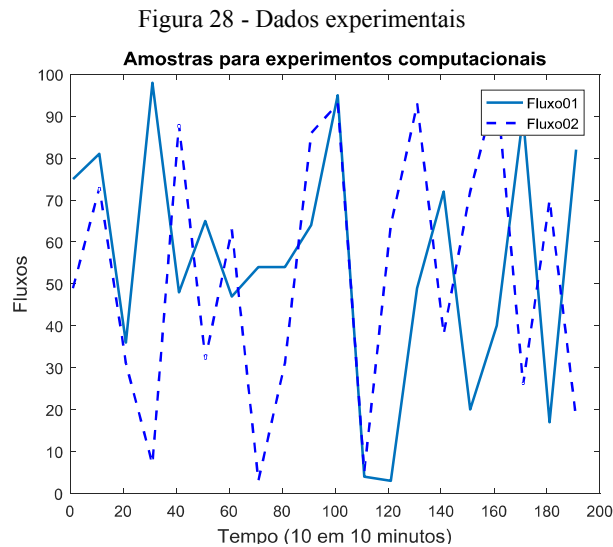


- Modelo 03 – Representado pela Figura 27, difere-se do Modelo 02 por utilizar outro tipo de algoritmo de agrupamento, que permite formação automática das funções de pertinência, sem definição do projetista pelo seu formato. Representado pela consiste em: Coleta de dados – Estimação de  $B(t)$  – Obtenção das matrizes OD para formar o banco de dados - Agrupamento *Fuzzy C-means* dos dados de entrada e saída de forma independente - Formação automática

dos conjuntos *fuzzy* com funções de pertinência em formato de gaussiana para formação das regras *fuzzy* – Definição dos tempos dos semáforos.



Para avaliação dos modelos propostos foram considerados um conjunto de dados experimentais com uma amostra de 20 pares ordenados (Fluxo01, Fluxo02) para serem usados como entrada, simulando uma coleta de aproximadamente 3 horas. Os dados podem ser vistos na Figura 28.



A Figura 29 mostra os resultados encontrados para o Tempo 01 (esquerda) e para Tempo 02 (direita) levando em consideração os três modelos. Na Tabela 4 é possível observar os valores numéricos para T1 e na Tabela 5 para T2.

Figura 29 - Valores relativos aos tempos para o semáforo nas três abordagens

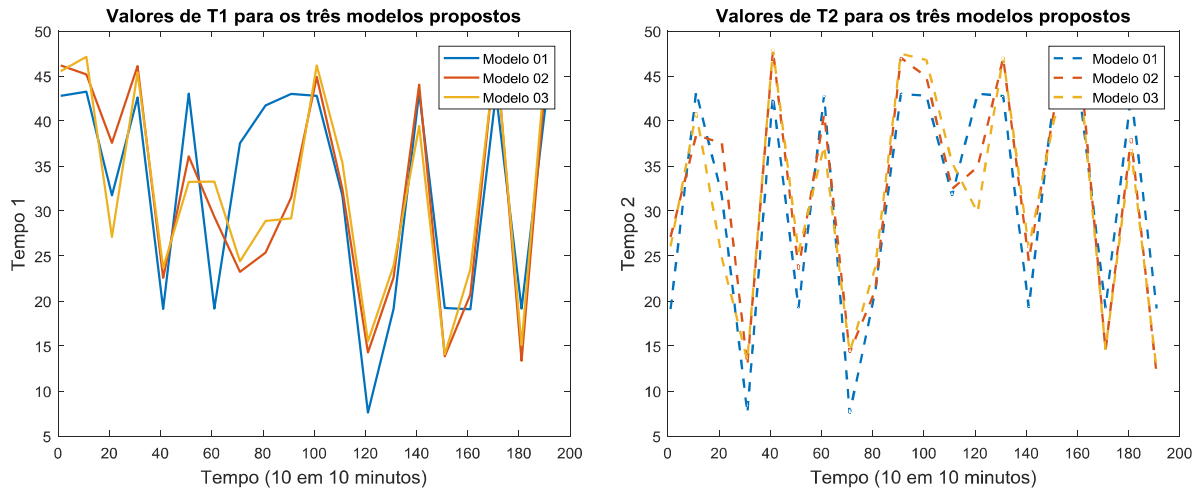


Tabela 4 - Valores numéricos para o resultado de T1

T1	10 min	20 min	30 min	40 min	50 min	60 min	70 min	80 min	90 min	100 min
<b>TISA</b>	42,78	43,25	31,74	42,62	19,13	43,05	19,15	37,53	41,72	43,02
<b>TICA</b>	46,16	45,16	37,57	46,11	22,57	36,08	29,37	23,25	25,36	31,49
<b>TICAF</b>	45,52	47,11	27,10	45,40	23,68	33,23	33,26	24,42	28,89	29,17
<b>DIF. TISA E TICA</b>	3,38	1,91	5,83	3,49	3,44	6,97	10,22	14,28	16,36	11,53
<b>DIF. TISA E TICAF</b>	2,74	3,86	4,64	2,78	4,55	9,82	14,11	13,11	12,83	13,85
<b>DIF. TICA E TICAF</b>	0,64	1,95	10,47	0,71	1,11	2,85	3,89	1,17	3,53	2,32

T1	110 min	120 min	130 min	140 min	150 min	160 min	170 min	180 min	90 min	200 min
<b>TISA</b>	42,79	31,72	7,60	19,11	43,20	19,22	19,07	43,05	19,16	42,95
<b>TICA</b>	44,88	32,44	14,29	22,59	44,04	13,86	20,70	48,08	13,35	46,32
<b>TICAF</b>	46,18	35,39	15,51	23,91	39,45	14,07	23,53	47,51	15,11	48,10
<b>Dif. TISA e TICA</b>	2,09	0,72	6,69	3,48	0,84	5,36	1,63	5,03	5,81	3,37
<b>Dif. TISA e TICAF</b>	3,39	3,67	7,91	4,80	3,75	5,15	4,46	4,46	4,05	5,15
<b>Dif. TICA e TICAF</b>	1,30	2,95	1,22	1,32	4,59	0,21	2,83	0,57	1,76	1,78

Legenda: TISA – Tempo 01 Sem Agrupamento (Abordagem I); TICA – Tempo 01 Com Agrupamento; (Abordagem II); TICAF – Tempo 01 Com Agrupamento *Fuzzy* (Abordagem III); Dif. – Diferença entre

Tabela 5 - Valores numéricos para o resultado de T2

T2	10 min	20 min	30 min	40 min	50 min	60 min	70 min	80 min	90 min	100 min
T2SA	19,11	43,25	31,74	7,53	42,83	19,22	42,87	7,52	21,06	42,7971
T2CA	27,11	38,41	37,57	12,82	47,86	23,51	40,72	14,28	21,20	47,03
T2CAF	26,05	40,94	24,83	13,38	47,99	25,43	37,23	14,33	23,73	47,47
DIF. T1SA E T1CA	8,00	4,84	5,83	5,29	5,03	4,29	2,15	6,76	0,14	4,23
DIF. T1SA E T1CAF	6,94	2,31	6,91	5,85	5,16	6,21	5,64	6,81	2,67	4,67
DIF. T1CA E T1CAF	1,06	2,53	12,74	0,56	0,13	1,92	3,49	0,05	2,53	0,44

T2	110 min	120 min	130 min	140 min	150 min	160 min	170 min	180 min	90 min	200 min
T2SA	43,02	31,72	43,02	42,78	19,28	43,05	42,68	19,22	42,90	19,18
T2CA	44,88	32,44	34,90	46,99	24,44	41,36	46,70	14,54	38,07	11,67
T2CAF	46,77	35,35	29,84	47,12	25,89	40,31	44,92	14,59	36,85	12,17
DIF. T1SA E T1CA	1,86	0,72	8,12	4,21	5,16	1,69	4,02	4,68	4,83	7,51
DIF. T1SA E T1CAF	3,75	3,63	13,18	4,34	6,61	2,74	2,24	4,63	6,05	7,01
DIF. T1CA E T1CAF	1,89	2,91	5,06	0,13	1,45	1,05	1,78	0,05	1,22	0,50

Legenda: T2SA – Tempo 02 Sem Agrupamento (Abordagem I); T2CA – Tempo 02 Com Agrupamento (Abordagem II); T2CAF – Tempo 02 Com Agrupamento *Fuzzy* (Abordagem III); Dif. – Diferença entre.

É possível perceber por meio da análise das figuras e das tabelas com os resultados de T1 e T2 que os modelos com agrupamento apresentam resultados semelhantes, possuindo no máximo 10,47 segundos de diferença para T1 e 12,74 segundos para T2, e apenas no instante 30 minutos, onde o Fluxo 01 foi de 98 carros e o Fluxo 02 o valor de 7 carros. Nos outros instantes a variância foi de aproximadamente 1,46 segundos, diferença pouco significativa para o estudo em questão.

Em relação aos resultados apresentados pela Abordagem I, houve maiores diferenças considerando mais instantes observados, alcançando 16,36 segundos para T1 e 13,18 segundos para T2.

## 5.5 Considerações finais

Neste capítulo foram apresentados todos os testes e resultados computacionais realizados para o desenvolvimento desta dissertação. O capítulo foi dividido em três partes

principais, ressaltando as partes mais relevantes do trabalho. Os testes e resultados de cada parte foram expostos com detalhes, ressaltando a sequencialidade dos passos.

A Seção 5.1 relata a metodologia utilizada para a estimação da matriz  $B(t)$ , primordial para a obtenção das matrizes OD. A seção retrata desde o modelo utilizado até os resultados encontrados, onde são mostrados cenários da cidade utilizada para o estudo de caso e resultados numéricos e gráficos ressaltando o sucesso do método proposto. O objetivo desta etapa é gerar um banco de dados para ser utilizado ao longo do trabalho.

A Seção 5.2 é apresentada em sequência, pois tendo posse dos dados das matrizes OD e com isso, os fluxos que influenciariam diretamente em cada semáforo, é necessário que haja um tratamento dos dados em questão. Como já foi mencionado, o tratamento aqui proposto é baseado nas técnicas de agrupamento, as quais são utilizadas para extração dos conjuntos *fuzzy* que mais adiante serão utilizados no sistema de inferência *fuzzy*. É inserida também nesta seção uma problemática para que não haja dúvidas de como a primeira etapa está relacionada com a segunda. Três abordagens são consideradas para a formação de tais conjuntos: I – sem necessidade do uso do banco de dados fornecido pela primeira etapa do trabalho, II – usando este banco de dados e aplicando o agrupamento *K-means* e III – também utilizando o banco de dados e aplicando o algoritmo de agrupamento *Fuzzy C-means*. Os resultados foram apresentados e com os conjuntos formados é possível seguir para a etapa final.

A Seção 5.4 vem apresentar os modelos de controle semafórico *fuzzy* propostos neste trabalho com base nas abordagens apresentadas. Tabelas com valores numéricos e gráficos com o resultado dos tempos definidos são mostrados para comparação entre os modelos apresentados. Com isso, é possível tirar conclusões sobre o desenvolvimento do trabalho.

# Capítulo 6

## CONCLUSÃO

---

Neste trabalho foi apresentado o desenvolvimento de três modelos de controle de tráfego para cruzamentos isolados, onde são traçadas estratégias aos temporizadores de semáforos utilizando controle *fuzzy* e análise de agrupamento. Para isso, o trabalho é dividido em três partes principais: Estimação da matriz OD, agrupamento de dados para formação dos conjuntos *fuzzy* e estimação do melhor tempo para os semáforos.

Na primeira parte do trabalho é utilizado o Filtro de Kalman para estimação do vetor de probabilidades  $b(t)$ , que representará a probabilidade de um carro sair de uma via e adentrar um destino, essencial para a formação das matrizes OD. A metodologia consistiu em corrigir os valores fornecidos pelo filtro de Kalman para que as restrições apresentadas em (2-1) fossem satisfeitas. O algoritmo ao ser testado em alguns cenários da cidade do estudo de caso proposto neste trabalho, São Luís do Maranhão, apresentou problemas de convergência. Como solução para o problema, foi inserida uma etapa incluindo um método de busca meta heurística, solução que se mostrou eficiente e não gerou custos computacionais relevantes.

Na segunda etapa do trabalho são inseridas as técnicas de agrupamento. Os dois algoritmos utilizados são o *K-means* e *Fuzzy C-means*, escolhidos por sua simplicidade e velocidade na implementação dos dados, além disso, são conhecidas técnicas de agrupamento e são utilizadas com frequência na área de controle de tráfego. Optou-se por apresentar três abordagens para extrair os conjuntos *fuzzy* dos dados: Abordagem I – Conjuntos com funções de pertinências triangulares formados pelo projetista sem uso de técnicas computacionais; Abordagem II – Conjuntos com funções de pertinências triangulares formados pelo agrupamento *K-means*; Abordagem III – Conjuntos com funções de pertinências geradas automaticamente pelo agrupamento FCM. A intenção de propor estas três abordagens era analisar, de acordo com os resultados encontrados, o quanto o fato dos conjuntos do sistema



*fuzzy* serem gerado pelos algoritmos de agrupamento poderia impactar na decisão do controlador.

Na última etapa são apresentados os modelos de controle semafórico *fuzzy* propostos por esta dissertação. O Modelo 01 não apresenta abordagem adaptativa, pois os conjuntos são definidos pelo próprio projetista, devendo este fazer alterações sempre que necessário. Já os dois últimos modelos ajustam seus conjuntos de forma adaptativa. A estratégia de apresentar os três modelos é adotada para que sejam feitas conclusões com base nas técnicas utilizadas.

Para os resultados dos modelos apresentados é possível expor algumas conclusões: O Modelo 01, onde os conjuntos *fuzzy* são definidos com base no conhecimento do projetista, apresenta a desvantagem de não ser adaptativo e por isso, em um determinado momento em que o fluxo de carros supera os valores definidos nos conjuntos formados, o controlador não vai conseguir estimar o tempo. Além disso, é muito complicado para o projetista ter que analisar vários cruzamentos de forma isolada e decidir cada conjunto, pois cada cruzamento apresenta fluxo de carros diferentes, e um valor que pode representar uma grande quantidade de carros em um local, pode representar pouca quantidade em outro, ou vice-versa, sendo esta a principal desvantagem do modelo. Como vantagem deste, é possível citar a simplicidade de implementação e o baixo tempo de processamento do algoritmo, visto que não depende da etapa de estimação da matriz OD.

Já o Modelo 02 é composto por um controlador adaptativo *fuzzy* indireto. O fato de apresentar atuação adaptativa é a sua principal vantagem. Como desvantagem é ressaltada a limitação do modelo na formação das funções de pertinência, que são convencionadas ao formato triangular, o que nem sempre será a melhor representação dos conjuntos. É possível que seja feita uma análise preliminar de cada cruzamento e escolhido um outro tipo da função de pertinência, mas para isso, pequenas alterações devem ser feitas no modelo e adequá-lo à situação proposta, sendo esta possibilidade de adequação considerada uma vantagem do modelo. O tempo de processamento do algoritmo neste modelo é o mais elevado dos três apresentados, mesmo assim, pode-se considerar uma boa opção de implementação do mundo real.

No Modelo 03 as funções de pertinência são geradas automaticamente pelo algoritmo de agrupamento, mostrando esta vantagem sobre os outros modelos apresentados, e com isso, muitas linhas de código são eliminadas neste modelo, o que reduz significativamente o tempo de processamento do algoritmo, que é o menor de todos os modelos apresentados. A única desvantagem encontrada até o momento consiste na complexidade um pouco maior desse modelo em relação a implementação, porém nada significativo comparado aos resultados.

Tendo em vista os resultados apresentados pelos três modelos é possível perceber que todos apresentam resultados satisfatórios, com pouca variação de um modelo para outro, exceto em alguns instantes, mas que não apresentam diferenças significativas se testadas a longo prazo. Os três modelos apresentam suas vantagens e desvantagens, cabendo ao projetista a decisão de qual dos três modelos melhor se encaixa na problemática adotada.

## 6.1 Contribuições

A primeira grande contribuição é apresentada na primeira etapa do trabalho, onde foi feita a estimação da matriz OD. O método apresentado abrange um número maior de cruzamentos além dos métodos clássicos já encontrados na literatura, pois podem ser aplicados tanto em cruzamentos que apresentam CSU, como naqueles que não apresentam esta condição. Outra contribuição referente a esta etapa foi a definição matemática e formal da Condição de Saída Única (CSU), sendo de grande valia para a formação do método de estimação proposto. Como fruto desta etapa é publicado o artigo: *Estimation of origin-destination matrix via meta heuristic search with substitution in intersections presenting single-exit condition* na *International Conference on Electrical, Electronics, Computers, Communication, Mechanical and Computing* (EECCMC), uma conferência internacional onde os trabalhos aceitos são publicados na plataforma do IEEE.

Outro trabalho publicado que pode ser mencionado como contribuição é o intitulado de: **Concepção de sistema de controle semafórico para otimização de fluxo de tráfego em vias urbanas**, publicado na categoria Teses e Dissertações em andamento do XXXI Congresso de Pesquisa e Ensino em Transportes – XXXI ANPET, um congresso nacional de relevância na área de Engenharia de Tráfego. Este trabalho retrata a proposta da dissertação e seus resultados parciais.

Novos artigos das etapas de agrupamento e do trabalho completo estão em andamento.

## 6.2 Trabalhos futuros

Como trabalhos futuros propõem-se:

- Simular os modelos encontrados em um *software* para melhor análise e adequação ao cenário proposto;
- Coletar dados reais para teste dos modelos;
- Desenvolver um sistema que englobe todas as etapas dos modelos propostos;
- Considerar a matriz  $B(t)$  variante no tempo na etapa de estimação da matriz OD;
- Estudar e implementar técnicas de otimização que garantam a otimalidade do tempo nos modelos desenvolvidos;
- Implementar os modelos aos cruzamentos de São Luís do Maranhão;
- Comparar os modelos propostos com o atual controlador de tempo fixo utilizado na cidade do estudo de caso;
- Desenvolver um modelo que usa as técnicas de agrupamento considerando os dois fluxos e os dois tempos ao mesmo tempo, entre elas o GK, algoritmo mais apropriado para controle adaptativo;
- Testar a metodologia ou propor uma nova considerando a estratégia de controle de cruzamento em rede;
- Considerar um modelo feito pelo projetista como referência e treinar outros dois modelos para que aprendam o mesmo.

# BIBLIOGRAFIA

---

Abrahamsson, T., 1998. Estimation of origin-destination matrices using traffic counts-a literature survey.

Alcantara Jr, J. & Selbach, J. F., 2009. *Mobilidade urbana em São Luís*. São Luís: EDUFMA.

Al-Shammaa, M. & Abbod, M., 2015. *Automatic generation of fuzzy classification rules using granulation-based adaptive clustering*. Vancouver, Canadá, IEEE International.

Alvorado, C. S. M., 2017. *Tese de Doutorado; Estudo e implementação de métodos de validação de modelos matemáticos aplicados no desenvolvimento de sistemas de controle de processos industriais.*, São Paulo: Escola Politécnica - USP.

Andrade, M. & Jacques, M. A. P., 2008. Estudo comparativo de controladores de Mamdani e Sugeno para controle de tráfego em interseções isoladas. dezembro, XVI(n. 2), pp. p. 24-31.

Angulo, E. et al., 2011. An adaptive approach to enhanced traffic signal optimization by using soft-computing techniques. *Expert Systems with Applications*, 2235-2247(38), pp. 2235-2247.

Arrifano, N. d. S. D., 2004. *Tese de Doutorado: Uma Abordagem Fuzzy para a Estabilização de uma Classe de Sistemas Não Lineares com Saltos Markovianos*, São Paulo: Escola de Engenharia de São Carlos - USP.

Aström, K. J. & Wittenmark, B., 1995. *Adaptive Control*. s.l.:Addison-Wesley.

Babuska, R., 1998. *Fuzzy Modeling for Control*. Delft: Springer.

Balaji, P., German, X. & Srinivasan, D., 2010. Urban traffic signal control using reinforcement learning agents. *IET Intelligent Transport Systems*, Volume 4, p. 177–188.

Banos, R., Rosa, R., G.R., M. & Riberito, G., 2016. Modelo matemático e meta-heurística Simulated Annealing para o problema de alocação de berços com múltiplas cargas. 24(n.1), pp. p. 51-62.

Bates, R., 2002. *A computer input device selection methodology for users with high-level spinal cord injuries.* s.l., s.n.

Bennett, R. J., 1978. Adaptive parameter space-time models: An entropy-maximizing application using the Kalman filter with unknown prior. *Towards the Dynamic Analysis of Spurious Systems* .

Bertoncini, B. V. & Kawamoto, E., 2012. Modelagem de matriz OD sintética a partir de volumes observados nas intersecções da rede de transportes. Volume p. 75-83.

Bezdek, J. C., 1981. *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms*. New York and London: Plenum Press.

Caporal, R. M. et al., 2015. Digital Controller for an Electric Wheelchair Based on a Low-Cost Hardware. *IEEE LATIN AMERICA TRANSACTIONS*, OCTOBER, 13(10).

Carrara, B. A. et al., 2015. Definição da matriz de compatibilidade entre pares de aeroportos para o transporte de órgãos. *Transportes*, pp. 100-108.

Cascetta, E., 2009. *Transportation Systems Analysis: Models and Applications*. 29 ed. Springer Optimization and Its applications: Springer Science.

Chen, Y.-R., Chen, K.-P. & Hsiung, P.-A., 2016. Dynamic Traffic Light Optimization and Control System using Model-Predictive Control Method. *19th International Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)*, 1-4 Novembro, 1-4 de novembro(19), pp. 2366-2371.

Clearesta, E., Wardhana, A. A., Widyotriatmo, A. & Suprijanto, 2013. Adaptive Control for Velocity Control of an Electric Wheelchair. *3rd International Conference on Instrumentation Control and Automation (ICA)*, pp. 222-226.

Coppin, B., 2010. *Inteligência Artificial*. Rio de Janeiro: LTC.

Cremer, M. & Keller, H., 1987. A new class of dynamic methods for the identification of origin–destination flows. *Transportation Research*, Issue 21B.

Cruz, C. D. L., Bastos, T. F. & Carelli, R., 2010. Adaptive motion control law of a robotic wheelchair. *Control Engineering Practice*, pp. 113-125.

Dan, M., Zhicai, J. & Hongfei, J., 2011. *Adaptive-filtering Based Dynamic OD Matrix Estimation*. 2011, IEEE Conference Publications, pp. 403-406.

Dessbesell, G. J., 2015. *Dissertação de mestrado: Simulação de controle adaptativo de tráfego urbano através de sistema multiagentes e com base em dados reais*, Santa Cruz do Sul: Universidade de Santa Cruz do Sul - UNISC.

Duarte, F., Libardi, R. & Sánchez, K., 2007. *Introdução à Mobilidade Urbana*. Curitiba: Juruá .

Ferraz, A. C. & Torres, I. G. E., 2004. *Transporte público urbano*. 2ª ed. São Carlos: RiMa.

Figueiredo, L. M. B., 2005. *Tese de doutorado: Sistemas Inteligentes de Transporte*, Porto: FEUP.

Figueredo, L. M. B., 2005. *Dissertação de mestrado: Sistemas Inteligentes de Transporte*, Porto : Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto.

Guerra, A. L., 2011. *Determinação de matriz origem/destino utilizando dados do sistema de bilhetagem eletrônica*, Belo Horizonte: Dissertação de mestrado: Universidade Federal de Minas Gerais - Curso de mestrado em Geotecnia e transporte.

Hong, Z. & Fukuda, D., 2012. Effects of Traffic Sensor Location on Traffic State Estimation. *Science Direct*, pp. 1186-1196.

IBAM, 2005. *Mobilidade e política urbana: subsídios para uma gestão integrada/Coordenação de Lia Bergman e Nidia Inês Albessa de Rabi*. Rio de Janeiro: Ministério das Cidades.

Jain, A., Murty, M. & Flynn, P., 1999. *Data Clustering: A Review*. s.l.:ACM Computing Surveys.

Jamshidnejad, A., Schutter, B. d. & Mahjoob, M., 2015. *Urban traffic control using fuzzy multi agent system*. Linz,Austria, July 15-17.

Jantzen, J., 2002. *A Tutorial On Adaptive Fuzzy Control*. Kongens Lyngby, s.n., pp. 709-719.

Kawaji, H., Yamaguchi, Y., Matsuda, H. & Hashimoto, A., 2001. A Graph-Based Clustering Method for a Large Set of Sequences Using a Graph Partitioning Algorithm. p. 93-102(12).

Keyarsalan, M. & Montazer, G. A., 2011. Designing an intelligent ontological system for traffic light control in isolated intersections. 24(p. 1328–1339).

Kikuchi, S., 1991. Application of fuzzy set theory to the analysis of transportation problems. Volume August, 18-21.

Klir, G. J. & Yuan, B., 1995. *Fuzzy sets and fuzzy logic:theory and applications*. s.l.:Prentice Hall.

Krajzewicz, D. et al., 2006. Simulation of modern Traffic Lights Control Systems using the open source Traffic Simulation SUMO.

Landau, I. D., Lozano, R., M'Saad, M. & Karimi, A., 2011. *Adaptive Control: Algorithms, Analysis and Applications*. London: Springer.

Li, B. & Moor, B. D., 1999. *Recursive estimation based on the equality-constrained optimization for intersection origin–destination matrices*. s.l., Elsevier Science Ltd, p. 203–214.

Linde, R., 2009. Técnicas de Agrupamento. pp. 18-36(4).

Lu, W., Zhang, Y. & Xie, Y., 2011. *A Multi-Agent Adaptive Traffic Signal Control System Using Swarm Intelligence and Neuro-Fuzzy Reinforcement Learning*. Vienna, Austria, s.n.

Mamdani, E., 1973. Applications of fuzzy algorithms for control of simple dynamic plant. v. 12(p. 1585-1588).

Manolakis, D. G., Ingle, V. K. & Kogon, S. M., 2005. *Statistical and Adaptive signal processing: spectral estimation, signal modeling, adaptive filtering and array processing*. Norwood: Artech House.

Martin, R. L., 1978. Kalman filter modelling of time-varying processes in urban and regional analysis. *Towards the Dynamic Analysis of Spatial Systems*.

Mercado, R. G., 2008. *Dissertação de Mestrado: Acessibilidade e mobilidade urbana de cadeirantes no transporte público urbano de Maringá*, Maringá: Universidade Estadual de Maringá.

Naldi, M. et al., 2013. A traffic-based evolutionary algorithm for network clustering. 13(p. 4303–4319).

Nihan, N. & Davis, G., 1987. Recursive estimation of origin–destination matrices from input/output counts. *Transportation Research 21B*, Volume 149-163.

Nisbet, P. D., 2002. *Who's intelligent? Wheelchair, driver or both?*. Glasgow, s.n.

Oliveira Neto, F. M. d., Pitombeira Neto, A. R., Loureiro, C. F. G. & Bertocini, B. V., 2016. Discussão conceitual sobre métodos de reconstrução de matrizes origem-destino estáticas em redes de transportes. 24(1).

Oliveira, T. B. S., 2008. *Dissertação de Mestrado: Clusterização de dados utilizando técnicas de redes complexas e computação bioinspirada*, São Carlos: Instituto de Ciências Matemáticas e de Computação - ICMC/USP.

Pappis, C. P. & Mamdani, 1977. A Fuzzy Logic Controller for Traffic Junctions. SMC-7(n. 10).

Reyes, C. A. P., 2004. *Coevolutionary Fuzzy Modeling*. Verlag Berlin Heidelberg: Springer.

Rezende, S. O. & Prati, R., 2005. *Sistemas Inteligentes: Fundamentos e Aplicações*. Barueri, SP: Manole.

Saeedmanesh, M. & Geroliminis, N., 2017. *Dynamic clustering and propagation of congestion in heterogeneously congested urban traffic networks*. s.l., Transportation Research Procedia 23 p.962–979.

Serra, G. L. d. O., 2005. *Tese de Doutorado: Propostas de Metodologias para Identificação e Controle inteligente*, São Paulo: Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP.

Shirvani, M. J. & Maleki, H. R., 2015. Maximum Green Time Setting for Traffic Actuated Signal Control at Isolated Intersections Using Fuzzy Logic. *4th Iranian Joint Congress on Fuzzy and Intelligent Systems (CFIS)* .

Simpson, R., 2005. Smart wheelchairs: a literature review. 42(4), p. 423–436.

Simpson, R. et al., 2004. The smart wheelchair component system. *Journal of Rehabilitation Research and Development*, 41(3), p. 429–442.

Söderström, T. & Stoica, P., 1989. *System Identification*. New York London Toronto Sydney Tokyo: Prentice Hall.

Sugeno, M., 1985. An introductory survey of fuzzy control. Issue p. 59-83.

Trabia, M. B., Kaseko, M. S. & Ande, M., 1999. A two-stage fuzzy logic controller for traffic signals. Volume p. 353-367.

Wang, L.-X., 1993. Stable Adaptive Fuzzy Control of Nonlinear Systems. *IEEE TRANSACTIONS ON FUZZY SYSTEMS*, Vol. 1 Maio, pp. 146-155.

Wang, L.-X., 1997. *A course in fuzzy: Systems and control*. s.l.:Prentice-Hall International, Inc..

Wong, Y. & Woon, W. L., 2008. An iterative approach to enhanced traffic signal optimization. *Expert Systems with Applications*, Issue 34, p. 2885–2890.

Yonamine, F. S., Specia, L., Carvalho, V. O. d. & Nicoletti, M. d. C., 2002. *Aprendizado não supervisionado em domínios fuzzy – algoritmo fuzzy c-means*, São Carlos: Universidade Federal de São Carlos.

Zadeh, L., 1965. Fuzzy sets. v. 8(p. 338-353).

Zadeh, L., 1994. Soft computing and fuzzy logic. v. 11(n. 6), pp. p. 48-56.

Zadeh, L., 2010. A summary and update of "fuzzy logic". *IEEE INTERNATIONAL CONFERENCE ON GRANULAR COMPUTING*, pp. 42-44.

Zadeh, L. A., 2008. Is there a need for fuzzy logic?. *Information Sciences*, Volume 178.

Zhao, F. & Zeng, X., 2007. Optimization of user and operator cost for large scale transit networks. *Journal of Transportation Engineering*, 133(4).



# GLOSSÁRIO

---

Aproximações – Trechos de via que convergem para a intersecção.

Ciclo – Tempo total, em segundos, que ocorre uma fase.

Controlador de tempo fixo – Possui tempo de ciclo constante e a duração e os instantes de mudança dos estágios são fixos em relação ao ciclo.

Controlador de tráfego – Equipamento que comanda o semáforo através do envio de pulsos elétricos para comutação das luzes dos focos.

Controladores eletromecânicos – Equipamentos compostos por elementos elétricos e mecânicos, sua programação é feita através de combinações de recursos mecânicos e, na maioria das vezes, comportam apenas uma programação semafórica de recursos operacionais limitados.

Controladores eletrônicos – Equipamentos constituídos por componentes elétricos e eletrônicos, possui programação através dos recursos computacionais do equipamento, o que permite que disponham de recursos que facilitam as soluções de engenharia.

Controladores semafóricos – Equipamentos programáveis que regulam as trocas das indicações luminosas dos semáforos, e dependendo da tecnologia utilizada, dividem-se em eletromecânicos e eletrônicos.

Estágio – Um dos vários períodos de tempo dentro do ciclo.

Fase – Representada pela sequência de cores verde, amarelo, vermelho e novamente verde de um semáforo.

Movimento – Termo utilizado para identificar a origem e o destino de veículos e/ou pedestres.

Movimentos conflitantes – Dois ou mais movimentos são ditos conflitantes entre si quando se cruzam numa intersecção.

Movimentos convergentes – São movimentos que possuem diferentes origens e mesmo destino.

Movimento divergente – São movimentos que tem mesma origem, porém destinos diferentes.

Movimento proibidos – São movimentos que não permitidos dentro do cruzamento devido a regras de trânsito previamente estabelecidas.

Semáforo – Dispositivo de controle de tráfego que, por meio de indicações luminosas transmitidas para motoristas e pedestres, alterna o direito de passagem em intersecções de duas ou mais vias.

Via principal – Via que apresenta maior volume de tráfego em relação àquelas que a interceptam.

Vias secundárias – Todas as vias exceto a principal.

# Apêndice A

## SINALIZAÇÃO SEMAFÓRICA

---

**Este Apêndice, baseado no DENATRAN (Departamento Nacional de Trânsito), apresenta as principais definições sobre a sinalização dos semáforos, as principais normas e regulamentações vigentes para sua implementação.**

Segundo o DENATRAN, o objetivo da sinalização semafórica é transmitir aos usuários informações sobre o direito de passagem em cruzamentos e/ou seções de via onde o espaço viário é disputado por dois ou mais movimentos conflitantes, ou advertir sobre a presença de situações na via que possam comprometer a segurança dos usuários.

De acordo com sua função, é possível classificar a sinalização semafórica em:

- Sinalização semafórica de regulamentação – que a finalidade de efetuar o controle do trânsito num cruzamento ou seção de via, através de indicações luminosas, alternando o direito de passagem dos vários fluxos de veículos e/ou pedestres;
- Sinalização semafórica de advertência – este tem por função de advertir sobre a existência de obstáculos ou situação perigosa, devendo o condutor reduzir a velocidade e adotar as medidas de precaução compatíveis e seguras para seguir a viagem.

Este trabalho terá foco em estratégias traçadas aos semáforos para sinalização semafórica de regulamentação. O semáforo, também chamado de grupo focal, é composto de focos luminosos afixados em grupos ao lado da via ou suspensos sobre ela, através de elementos de sustentação (postes).

Ao empregar o semáforo na sinalização semafórica de regulamentação, os semáforos podem ser empregados de diversas formas: veicular (direcional, direção livre, controle de acesso específico, faixa reversível), pedestres e ciclistas. No veicular padrão, o grupo focal possui três indicações luminosas: vermelha, amarela e verde, dispostas nesta ordem, de cima

para baixo quando vertical, e da esquerda para a direita quando horizontal. Outra forma de utilizar este grupo focal é usar dois focos vermelhos, um amarelo e um verde, disposto verticalmente. A sequência de acionamento deste tipo de regulamentação devem ser: Verde, amarelo, vermelho, retornando ao verde.

A duração de cada sequência pode ser determinada através de um equipamento que comanda o semáforo chamado de controlador de tráfego, que faz este comando através do envio de pulsos elétricos para comutação das luzes dos focos. A determinação da duração dos instantes em que os pulsos devem ser enviados é feita de duas formas: manual e automática.

A forma manual acontece quando o acionamento dos comandos verde, vermelho e amarelo são acionados manualmente, geralmente por um guarda de trânsito, o que significa que a duração dos estágios fica a seu critério. Já na forma automática, essa duração é definida por um controlador com uma programação embarcada, cuja lógica depende do controlador em questão. O controlador de tráfego, juntamente com o semáforo, é o meio ao qual se efetua o controle semaforico, e com isso, é possível controlar os movimentos dos veículos no sistema viário.

O tipo de controle implementado é função da estratégia de operação adotada para o local em questão, e existem três categorias básicas de políticas de controle: controle isolado do cruzamento, controle arterial de cruzamento ou rede aberta e controle de cruzamento em área ou rede fechada.

No controle arterial de cruzamento a preocupação está voltada em operar os semáforos de uma via principal com o objetivo de continuidade de movimento entre os cruzamentos adjacentes, tratando-se de um sistema progressivo também chamado de onda verde. Por efeito deste trabalho, também usado no Manual de Semáforos, será considerado a classificação das vias que interceptam um cruzamento em principais e secundárias.

O controle arterial de cruzamento é feito levando em consideração todos os semáforos de uma via inteira e as estratégias de controle também levam em consideração as vias secundárias que influenciam na via principal. O controle de cruzamento em área tem uma abordagem muito parecida, porém neste caso, o controle é feito para toda uma região considerada, sendo, portanto, mais complexo e completo.

Independente da política de controle adotada, para que seja implementada, existem dois tipos básicos de controladores: controladores de tempo fixo e por demanda de tráfego. Os controladores de tempo fixo são os que funcionam com o mesmo tempo de verde, amarelo e vermelho independente da variação do volume de veículos que chegam aos cruzamentos.

O tempo de ciclo, duração e instantes de início dos estágios constituem um conjunto de parâmetros denominados planos de tráfego ou programação semafórica, cujos valores são programados nos controladores de tempo fixo. O controlador proposto por este trabalho é o controlador por demanda de tráfego, pois ajusta-se dinamicamente as variações de tráfego que podem ocorrer. Eles são mais complexos, providos de detectores de veículos e lógica de decisão, nele muitas metodologias podem ser aplicadas e este é o principal foco deste trabalho. O uso apropriado da sinalização semafórica produz impactos positivos no controle de trânsito, apresentando muitas vantagens.

# Anexo A

## INFERÊNCIA MAMDANI MAX-MIN

---

Sendo o grau de cumprimento de uma regra calculado usando uma norma-T, norma-S e complemento de operador mais apropriado, isto é:

$$B_i = \mu_{A_{i1}}(x_1) \vee \mu_{A_{i2}}(x_2) \wedge (1 - \mu_{A_{i3}}(x_3)),$$

Onde o operador máximo ( $\vee$ ) representa a disjunção **ou**, o operador mínimo ( $\wedge$ ) representa a junção **e**, e  $1 - \mu$  é o complemento (negação, **não**). O mais comum é a forma conjuntiva dada por

$$R_i = SE\ x_1\ \text{é}\ A_{i_1}\ \text{e}\ x_2\ \text{é}\ A_{i_2}\ \text{e}\ \dots\ \text{e}\ x_p\ \text{é}\ A_{i_p}\ \text{então}\ y\ \text{é}\ B_i,$$

com grau de cumprimento  $B_i$  dado por um operador de junção (norma-T), como o mínimo:

$$B_i = \mu_{A_{i1}}(x_1) \wedge \mu_{A_{i2}}(x_2) \wedge \dots \wedge \mu_{A_{ip}}(x_p),$$

Dito isto, é possível representar o algoritmo de inferência Mamdani Max-min como segue, Mais informações em (Babuska, 1998),

### Algoritmo

**Etapa 1:** Para cada regra  $i$ , o grau de cumprimento  $B_i$  de antecedente é calculado por:

$$B_i = \mu_{A_{i1}}(x_1) \wedge \mu_{A_{i2}}(x_2) \wedge \dots \wedge \mu_{A_{ip}}(x_p),$$

**Etapa 2:** A saída *fuzzy* de conjunto  $B'_i$  é derivada de cada regra, usando a norma-T (mínimo):

$$\mu_{B'_i}(y) = B_i \wedge \mu_{B_i}(y), \forall y \in Y,$$

Etapa 3: O conjunto *fuzzy* de saída agregado é calculado pelo norma-S (máximo) dos valores individuais da conclusão de  $B'_i$ :

$$\mu_{B'_i}(y) = \max_{i=1,2,\dots,K} \mu_{B'_i}(y), \forall y \in Y,$$