

Automatic Driver Assignment in Medical Clinics For The License Renewal Exam

Guilherme P. de Souza¹, Eduardo G. Santos¹, Geymerson S. Ramos¹, Rian G. S. Pinheiro¹

¹Instituto de Computação – Universidade Federal de Alagoas (UFAL)
Maceió – AL – Brasil

{gps, egsl, geymerson, rian}@ic.ufal.br

Abstract. *This article aims to improve the allocation of candidates subject to clinical examination in clinics associated with the Departamento Estadual de Trânsito de Alagoas (Detran-AL). This study develops a comparative analysis of the current allocation model of Detran-AL and the proposed algorithm. Using a recurrent neural network for text classification, mathematical programming techniques for the allocation problem and respecting the restrictions imposed by law, the total cost of allocation of candidates in clinics was reduced by 30.07%.*

Resumo. *Este trabalho visa melhor alocar, em clínicas, candidatos para a realização de exames clínicos pertencentes aos processos do Departamento Estadual de Trânsito de Alagoas (Detran-AL). Este estudo desenvolve uma análise comparativa em relação a alocação atual do Detran-AL e o algoritmo proposto. Utilizando de rede neural recorrente para classificação de texto e técnicas de programação matemática para o problema de alocação, reduziu-se em 30.07% o custo total de deslocamento dos candidatos para as clínicas, respeitando restrições impostas por lei.*

1. Introdução

Em muitos serviços públicos, a eficiência pode ser obtida por meio de técnicas de otimização na solução de problemas como agendamento, alocação, planejamento, entre outros. Em serviços cuja demanda é muito alta, a utilização de tais técnicas é indispensável para o funcionamento do serviço. Alguns exemplos disso são a alocação de enfermeiros em hospitais [Aickelin and White 2004], escala de rotas de ônibus [Lourenço et al. 2001], políticas de roteamento de semáforos [Ceylan and Bell 2004], etc. Como esses serviços públicos utilizam recursos financeiros frequentemente escassos, sua utilização eficiente possui vital importância.

Este artigo trata do agendamento pessoal automático de condutores às clínicas de exames clínicos e/ou psicológicos do Departamento Estadual de Trânsito de Alagoas, com o objetivo de reduzir o custo de deslocamento dos condutores às clínicas em que foram alocados.

Segundo o art. 140º do Código de Trânsito Brasileiro (Lei nº 9.503 de 23 de setembro de 1997) [BRASIL 1997]:

A habilitação para conduzir veículo automotor e elétrico será apurada por meio de exames que deverão ser realizados junto ao órgão ou entidade executivos do Estado ou do Distrito Federal, do domicílio ou residência do candidato, ou na sede estadual ou distrital do próprio órgão [...].

Ao analisar o método de distribuição de exames clínicos e psicológicos nas empresas credenciadas ao Departamento Estadual de Trânsito — Detran-AL, notou-se a existência de um problema. Tal problema é acarretado pelo cumprimento do art. 3º da resolução 1636/2002 [CONSELHO FEDERAL DE MEDICINA 1997], ao qual deve-se um respeito às regras de divisão imparcial e equitativa obrigatória dos exames, nos processos de obtenção da primeira Carteira Nacional de Habilitação — CNH, adição e mudança de categoria, renovação da CNH ou substituição do documento de habilitação obtido em país estrangeiro.

As empresas médicas e psicológicas credenciadas no mesmo município deverão receber os candidatos de forma imparcial, através de uma divisão equitativa e aleatória dentre as referidas empresas. Essa divisão soluciona a primeira restrição, que é a necessidade de realizar o rodízio equitativo dos exames. Porém, suscita em um problema geográfico e de logística. Quando, num processo de renovação de CNH, por exemplo, o usuário é encaminhado para uma das clínicas, não necessariamente será uma clínica próxima ao seu endereço cadastrado previamente no sistema, pois a escolha da clínica dependerá da distribuição do sistema de rodízio.

Portanto, a motivação deste trabalho consiste em estudar e aplicar métodos algorítmicos para a resolução do Problema de Atribuição do Departamento Estadual de Trânsito de Alagoas (PAD), no processo de agendamento de exames clínicos/psicológicos, gerando uma melhor logística, conforto e satisfação para o cidadão. Um Problema de Atribuição (PA) é caracterizado por atribuir n tarefas a m agentes ao menor custo possível, sem ultrapassar a capacidade do agente, como também que cada tarefa seja atribuída a um único agente [Pentico 2007].

Problemas de atribuição aparecem em diversas áreas como as ciências exatas, biológicas e tecnológicas, e apresentam diversas variações. Alguns destes problemas pertencem à classe \mathcal{NP} -difícil [Burkard et al. 2009], como é o caso do Problema de Atribuição Generalizado (PAG) [Osman 1995]. Outros problemas, como o Problema de Atribuição Linear pode ser resolvido em tempo polinomial.

O Problema de Designação ou Atribuição Linear é um problema clássico de otimização combinatória. Vários algoritmos foram propostos para resolvê-lo. O mais conhecido é o método Húngaro [Kuhn 1955]. A versão clássica do problema de atribuição consiste em atribuir um conjunto de n máquinas para atender um conjunto de n tarefas a um custo mínimo, sem sobrecarregar a capacidade das máquinas. Nesse problema, cada tarefa é atribuída a exatamente uma máquina e cada máquina executa exatamente uma tarefa. Este tipo de problema aparece em um grande número de situações reais, por exemplo: designar pessoas para tarefas, designar máquinas para atividades, designar produtos para fábricas, entre outras.

No caso do problema abordado neste trabalho, o PAD, dado um conjunto de clínicas M e um conjunto de condutores C , o objetivo do PAD é atribuir cada condutor a exatamente uma clínica de forma a minimizar o custo total de deslocamento. O que diferencia o PAD do problema clássico de atribuição, é a restrição criada pela divisão equitativa entre as clínicas, em outras palavras, seja $k = \left\lfloor \frac{|C|}{|M|} \right\rfloor$ a razão entre a quantidade de condutores e a quantidade de clínicas, no PAD todas as clínicas devem atender exatamente k condutores, ou diferir em apenas uma unidade — no caso de uma divisão

fracionária. Para o caso em que a divisão é inteira, o problema é conhecido como *semi-assignment* [Volgenant 1996].

A estrutura do trabalho é organizada da seguinte forma: na Seção 2 é apresentada o agendamento automático proposto, a Seção 3 detalha os experimentos computacionais realizados, e por fim, a Seção 4 apresenta as conclusões e trabalhos futuros.

2. Proposta

Um Departamento Estadual de Trânsito dispõe de diversos serviços para que a sociedade cumpra normas previstas em lei. Dentre estes serviços existem alguns que exigem do cidadão um laudo clínico/psicológico atestando sua aptidão para o serviço. As clínicas credenciadas ao Detran-AL podem realizar três tipos de exames, sendo eles: Exame clínico, exame psicológico e exame clínico e psicológico. Dependendo do serviço que o candidato está iniciando e algumas condições, o tipo de exame será escolhido.

Para exemplificar, podemos citar um processo de renovação da Carteira Nacional de Habilitação (CNH), no qual o candidato que está abrindo o processo não exerce atividade remunerada ao volante. Neste contexto, somente é necessário um exame clínico para atestar que o mesmo está apto para a renovação da CNH. Caso o candidato exercesse atividade remunerada ao volante, seria necessário um exame psicológico. Vale ressaltar que as instâncias utilizadas neste estudo só levam em consideração os candidatos com tipo de exame clínico, pois é o caso mais comum de ocorrer e, conseqüentemente, mais significativo para o estudo. Assim que o candidato abrir o processo junto ao Detran-AL o mesmo será designado a uma clínica credenciada ao Detran-AL para a realização do exame. A alocação do candidato à clínica é feita a partir de um algoritmo que somente leva em consideração a restrição de divisão equitativa de exames prevista na resolução do Conselho Federal de Medicina. O atual algoritmo do Detran-AL verifica, dentre as clínicas credenciadas aptas para exercer atividade, qual está com menos exames atribuídos de um determinado tipo e aloca o próximo condutor ao tipo de exame que ele irá realizar. Assim, no final do mês todas as clínicas receberão o mesmo número de condutores de forma imparcial.

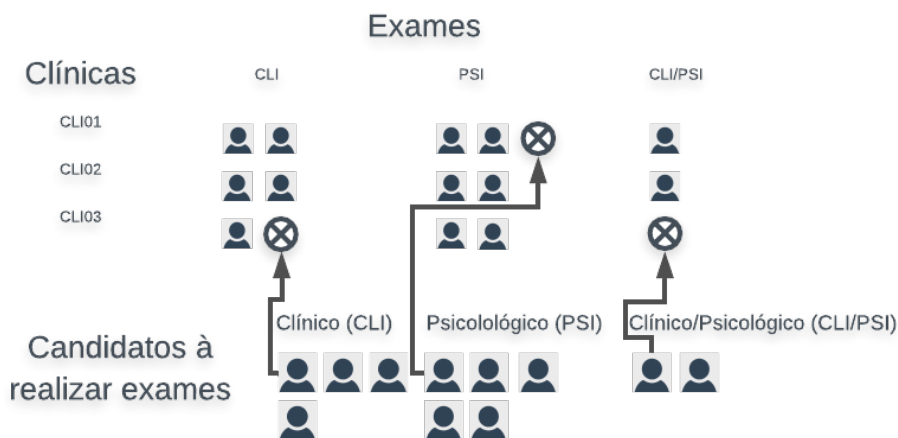


Figura 1. Atual sistema de rodízio de exames.

A Figura 1 apresenta o fluxo do atual sistema de rodízio de exames do Detran-AL. Considere CLI01, CLI02 e CLI03 como clínicas credenciadas ao Detran-AL e CLI, PSI e

CLI/PSI os tipos de exames que a clínica realizou em um determinado período de tempo. A CLI01 e CLI02 tem um total de dois exames clínicos realizados, CLI03 tem um exame clínico realizado. Neste contexto, o próximo candidato que necessitar realizar um exame clínico será designado para a CLI03 a qual possui menos exames atribuídos. Com isso, as três clínicas ficariam iguais ao total de exames clínicos realizados obedecendo à portaria do Conselho Federal de Medicina.

Por outro lado, pode-se observar que o usuário que será alocado na CLI03 para o próximo exame clínico pode morar em uma localidade muito distante em relação à clínica, pois o algoritmo não leva em consideração a localidade do condutor. Partindo do princípio que o candidato sairá de seu endereço cadastrado no sistema no dia da realização do exame, o modelo do presente trabalho tem como função objetivo minimizar o custo total de deslocamento do endereço do candidato ao endereço das clínicas. Além do endereço dos candidatos, o modelo irá manter a principal restrição da divisão equitativa de exames prevista em lei.

2.1. Etapas do processo de alocação

O processo de alocação automática proposto pode ser descrito com os seguintes passos:

1. Seleção dos condutores em um conjunto C ;
2. Seleção das clínicas em um conjunto M ;
3. Classificação dos bairros dos condutores (ver Seção 2.2);
4. Criação e resolução do modelo de otimização (ver Seção 2.3);
5. Alocação automática.

O primeiro passo para o processo de alocação é selecionar condutores que necessitam fazer um exame para finalizar algum processo junto ao departamento. Em um contexto prático, em um determinado dia do mês, essa etapa selecionaria os condutores que estão com a CNH para vencer no próximo mês. A etapa da seleção das clínicas irá selecionar todas as clínicas credenciadas que estão com o status ativo em relação ao credenciamento junto ao Detran-AL.

Com o conjunto de condutores selecionado, inicia-se o processo de classificação de bairro dos condutores. Nesta etapa é interessante descrever alguns desafios na implementação do modelo estudado. Como o sistema do Detran-AL trata-se de um sistema legado, devido a limitações de recursos tecnológicos da época, não existia um padrão de preenchimento de endereço no sistema, gerando variações textuais para um único endereço. Em consequência disto, optou-se implementar técnicas de rede neural para resolução do mesmo apresentada na Seção 2.2.

Após a normalização dos endereços dos candidatos, é executado o algoritmo exato de otimização descrito com mais detalhes na Seção 2.3 para realizar a alocação do candidato na clínica e minimizar o custo total de deslocamento em quilômetros. Por fim, o candidato é alocado para uma clínica e estará apto a realizar o exame e seguir com o processo em andamento.

2.2. Classificação do bairro dos condutores

A grafia incorreta no nome de localidades (bairros dos condutores) é um dos empecilhos à resolução direta do PAD no processo de agendamento de exames. Tipicamente ocorrem

abreviações e erros de digitação no preenchimento de formulários, o que impulsionou a busca por soluções para este inconveniente. Especificamente neste caso, utilizou-se uma abordagem de classificação de texto com uma rede neural recorrente, a LSTM (*Long Short Term Memory*) bidirecional [Schuster and Paliwal 1997].

Sua escolha é justificada pelo bom desempenho em situações onde o contexto das entradas são importantes. Exemplificando, em uma palavra $w = (l_{i-2}, l_{i-1}, l_i, l_{i+1}, l_{i+2})$ composta por um conjunto de letras l , o conhecimento das letras localizadas antes e depois de uma letra l_i contribui com a melhora de predições da palavra w . De maneira geral, a LSTM bidirecional segue o modelo estrutural da Figura 2, com x entradas, y saídas e camadas ocultas em sentidos opostos (fluxo direto e inverso). Para um instante qualquer t_i , essa organização das camadas em sentidos diferentes permite que as saídas sejam dadas em função de informações dos instantes t_{i-1} e t_{i+1} .

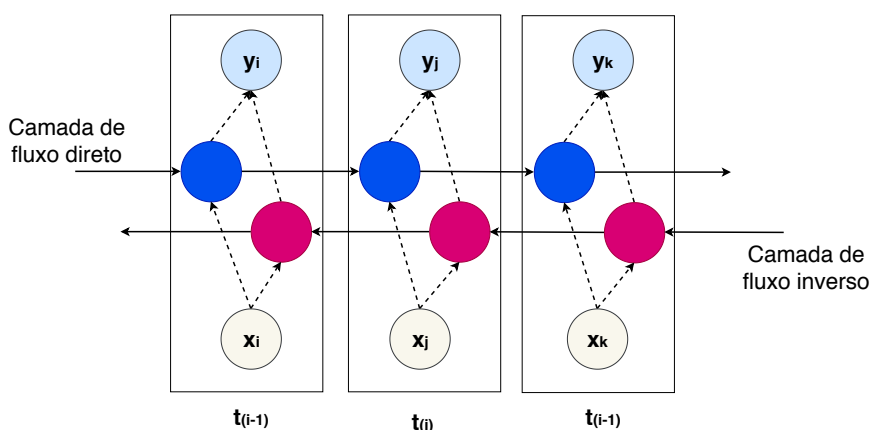


Figura 2. Estrutura geral da rede neural recorrente LSTM bidirecional.

Neste problema em específico, considerando os casos de entrada que são nomes de bairros, possivelmente com erros e abreviações, a LSTM treinada deve receber e gerar uma saída, que consiste na entrada sem abreviação e com grafia correta. Como exemplo, considere as seguintes entradas (com erro) e saídas (corretas):

- $B BENTES \implies BENEDITO BENTES;$
- $TABLEIRO DO MATINS \implies TABULEIRO DO MARTINS.$

Com este processamento e padronização nos dados de entrada, o modelo de resolução do PAD para o agendamento de exames pode ser aplicado. A seguir serão detalhados o treinamento e resultados da rede neural.

2.2.1. Treinamento e resultados da rede neural

Para treinar a LSTM bidirecional, foi realizado o levantamento dos nomes dos bairros utilizados nos exames pelo Detran-AL na cidade de Maceió e regiões próximas. O levantamento gerou um total de 76 bairros, que representarão as classes do treinamento. Por se tratar de uma quantidade consideravelmente alta de classes, a função de erro utilizada foi uma variação da *categorical cross-entropy*, conhecida como *sparse categorical cross-entropy*, descrita pela Equação (1). A saída \hat{y} é o valor fornecido pelo classificador, y é a saída esperada e N é o total de classes. A Equação (2) corresponde à função Sigmóide

para ativação, que retorna valores $v \in [0, 1]$ normalizados para compatibilidade com a função de erro.

$$L(\hat{Y}) = -\frac{1}{N} \sum_k^N [y_k \log(\hat{y}_k) + (1 - y_k) \log(1 - \hat{y}_k)] \quad (1)$$

$$A(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (2)$$

A rede neural “aprende” modificando seus pesos para minimizar a função de erro, achando um mínimo local ou global através de retro-propagação, que por sua vez utiliza o gradiente da função de erro. Como calcular o gradiente a cada iteração pode ter considerável custo computacional, o otimizador ADAM [Kingma and Ba 2014] foi utilizado para convergências mais rápidas para um mínimo da função de erro. Na arquitetura da rede neural (Figura 3), foram utilizadas quatro camadas ocultas bidirecionais LSTM, todas com 80 células, função de ativação linear e mescladas através de operações de soma. Na camada de saída foi utilizado uma camada densa com 76 unidades, que corresponde a quantidade de classes do conjunto de dados.

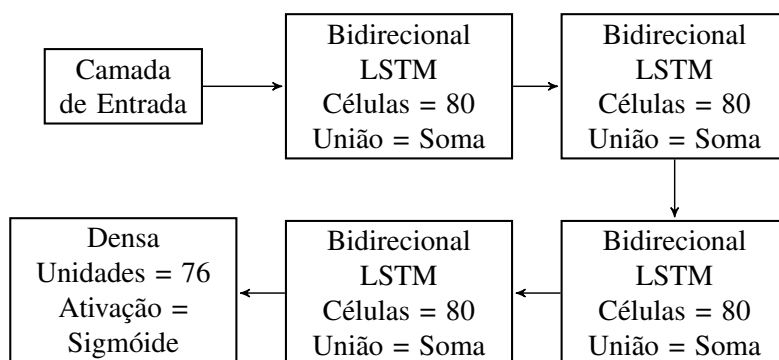


Figura 3. Arquitetura da rede neural usada.

A taxa de aprendizado usada foi de 10^{-4} para 3500 épocas, nas quais uma base de dados foi percorrida em lotes de tamanho 128. A base de treino foi criada artificialmente e contém, entre instâncias corretas, quantidades extensivas dos nomes das 76 classes com erros de grafia e abreviações. O processo de criação da base visa abranger as ocorrências mais comuns observadas na base do Detran-AL e além disso, para cada classe do problema (nome correto dos bairros), adicionar exemplos de abreviações, assim como um número considerável de exemplos de erros ortográficos.

As abreviações visam cobrir o maior número possível de casos em que apenas a primeira letra de uma palavra é escrita (por exemplo *Marechal Deodoro* \implies *M Deodoro* | *Marechal D*). Os erros são gerados através da substituição ou omissão de caracteres escolhidos de forma aleatória, considerando no máximo dois por palavra e sendo aplicados também às palavras com abreviação (exemplo *Marechal Deodoro* \implies *Msrechal Deodoro* | *Mardchwl D* | *Marechal Deodro*).

Como resultado, uma base de treino com 1855920 instâncias foi gerada e a base de teste foi retirada de casos reais do processo de agendamento de exames. Para garantir a

obtenção do melhor modelo resultante do treinamento dentre todas as épocas, utilizou-se a *EarlyStopping*, que é uma função utilizada ao final de cada época nos testes de validação para salvar o modelo de melhor acurácia. O treinamento da rede neural foi feito em uma máquina com uma GPU NVIDIA GTX 1080 Ti e os resultados de erro e acurácia podem ser observados na Figura 4. O modelo resultante conseguiu atingir uma acurácia de aproximadamente 92% na base de validação.

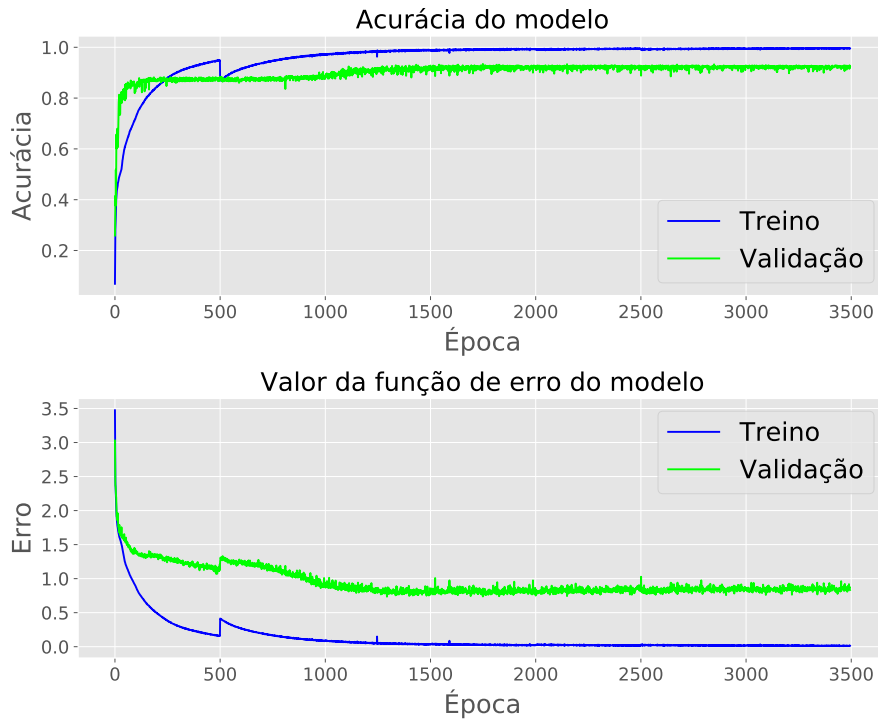


Figura 4. Acurácia e valor da função de perda ao longo das 3500 épocas do treinamento

2.3. Atribuição ótima

Com o bairro de cada condutor classificado, pode-se então calcular a distância de seu bairro às clínicas. Para isso foi desenvolvido um *script* em Python que utilizou a API Geolocation do Google Maps. A matriz de custo é gerada a partir da distância em quilômetros do bairro do condutor para o bairro da clínica, vale ressaltar que foi passado como parâmetro para API do Google somente os bairros e não o endereço completo como logradouro, número e ponto de referência, com esta abordagem foi observado um nível de precisão aceitável em relação ao cálculo das distâncias.

Uma formulação matemática descreve, usando uma sintaxe matemática, uma forma de encontrar a solução ótima de um problema. Cada problema exige uma formulação própria, pois para tal é necessário utilizar suas características. Dada uma formulação matemática de um problema, é necessário utilizar algum *solver*¹ para resolvê-la.

Dados como entrada: um conjunto de condutores C , um conjunto de clínicas M e sendo $k = \left\lfloor \frac{|C|}{|M|} \right\rfloor$ a razão de condutores por clínica. Para resolver o PAD é proposta a

¹Software utilizado para resolver uma formulação matemática.

seguinte formulação matemática:

$$\text{minimizar } \sum_{i \in C} \sum_{j \in M} c_{ij} x_{ij} \quad (3)$$

$$\text{sujeito a: } \sum_{j \in C} x_{ij} = 1 \quad \forall j \in M \quad (4)$$

$$\sum_{i \in M} x_{ij} \leq k + 1 \quad \forall j \in C \quad (5)$$

$$\sum_{i \in M} x_{ij} \geq k \quad \forall j \in C \quad (6)$$

$$x_{ij} \in \{0, 1\} \quad i \in C, j \in M \quad (7)$$

Neste modelo, x_{ij} é uma variável binária que vale 1 se e somente se, na solução, o condutor j foi atribuído na clínica i . A constante c_{ij} indica o custo de deslocamento do condutor j para a clínica i . A função objetivo (3) contabiliza o custo da solução. A restrição (4) determina que cada condutor seja alocado a exatamente uma clínica. As restrições (5) e (6) determinam a quantidade máxima e mínima, respectivamente, de condutores em cada clínica j . Por fim, as restrições (7) determinam o domínio das variáveis.

3. Resultados

Nesta seção são apresentados os testes computacionais da proposta de agendamento automático para o Detran-AL. A rede neural e o cálculo das distâncias utilizada foram implementados na linguagem de programação Python. O algoritmo exato do PAD foi implementado na linguagem de programação C++ e foi executado em um computador com sistema operacional Ubuntu 18.04, com arquitetura de 64 bits, 4 GB de RAM e processador Intel Core i5-4210 1.70 GHz.

Para validar o modelo proposto, foram obtidas instâncias reais do Detran-AL no período de um ano. É importante salientar que essas instâncias só contemplam tipo de exame clínico por ser o dado mais significativo em relação a tamanho de instância.

Outra observação em relação as instâncias obtidas é que a mesma contempla condutores que residem em três municípios, a capital Maceió, Rio Largo e Marechal Deodoro por definição de processo interno do Detran-AL. Já as clínicas credenciadas ao Detran-AL, todas elas situam-se na capital Maceió.

Com os dados de um ano de agendamentos realizados pelo Detran-AL, foram realizados os passos da proposta descritos na Seção 2.1. A partir disso, foram obtidos dois agendamentos: (i) o agendamento realizado de fato pelo Detran-AL durante o ano e (ii) o agendamento que seria realizado pela proposta. O custo computacional gasto na solução do PAD não foi superior a 0,04 segundos para cada mês, mostrando a viabilidade do cálculo da solução.

A Tabela 1 apresenta uma comparação entre os custos totais dos dois agendamentos em cada mês de 2018. Da esquerda para a direita as colunas indicam: o mês do agendamento, o número de condutores no mês, o número de clínicas habilitadas no mês, o custo do agendamento realizado pelo Detran-AL (em quilômetros), o custo do agendamento realizado pela proposta (em quilômetros) e a diferença relativa entre os dois custos, respectivamente.

Pode-se observar que o agendamento proposto obteve um custo bem inferior ao custo do agendamento realizado pelo Detran-AL. O custo médio dos agendamentos durante o ano foi de 30437,1 e 21276,2 km para os agendamentos do Detran-AL e o

proposto, respectivamente (diferença aproximada de 30,07%). Além disso, durante os doze meses avaliados, a solução aplicada produziu uma redução de custo entre 26,67% e 34,39%, correspondentes aos meses de junho e setembro, respectivamente. Note que, a redução em setembro foi superior a um terço do custo do agendamento realizado.

Tabela 1. Custos totais dos agendamentos em cada mês de 2018.

Mês	Condutores	Clínicas	Custo real	Custo Proposta	Diferença em %
Jan.	7276	10	59699,2	42550,9	28,72
Fev.	2837	10	23152,5	16441,5	28,99
Mar.	4002	10	33250,2	23724,4	28,65
Abr.	3795	10	31374,9	22372,6	28,69
Mai.	5905	10	48487,9	34379,2	29,10
Jun.	811	11	6879,9	5044,6	26,68
Jul.	3416	10	29441,2	21001,1	28,67
Ago.	3548	10	29359,9	20550,4	30,01
Set.	3801	18	32356,5	21228,3	34,39
Out.	3547	18	30239,9	20212,1	33,16
Nov.	3396	18	28920,8	19504,5	32,56
Dez.	1416	16	12082,6	8305,9	31,26
	Média		30437,1	21276,2	30,07

A Tabela 2 apresenta uma comparação entre os custos por condutor dos agendamentos em cada mês de 2018. Da esquerda para a direita as colunas indicam: o mês do agendamento, o custo médio por condutor do agendamento realizado pelo Detran-AL (em quilômetros), o custo máximo de um condutor com o agendamento do Detran-AL, o custo médio por condutor do agendamento realizado pela proposta (em quilômetros) e o custo máximo de um condutor com o agendamento proposto, respectivamente.

Com o resultado do custo por condutor, pode-se observar que o agendamento proposto obteve um custo médio bem inferior ao custo do agendamento realizado pelo Detran-AL. O custo médio por condutor dos agendamentos realizados pelo Detran-AL variou de 8,16 a 8,52 km, e variou de 5,54 a 6,22 km, para o agendamento proposto. Além disso, no agendamento do Detran-AL, em quase todos os meses um condutor chegou a se deslocar por 55,19 km. Neste caso, ocorreu agendamento de condutores de outra cidade em um clínica no lado oposto de Maceió.

As Figuras 5 e 6 mostram o *boxplot* e histograma dos deslocamentos dos condutores em cada mês, respectivamente. O *boxplot* evidencia o número reduzido de *outliers* da alocação proposta em relação à alocação do Detran-AL. Enquanto que, com o histograma, percebe-se que a alocação proposta apresenta um número maior de modas que a alocação implementada pelo Detran-AL. Além disso, em todos os meses, a principal moda do histograma da solução proposta se encontra mais a esquerda, próxima do custo 0.

4. Conclusões

Neste trabalho foi apresentada uma proposta de alocação automática de condutores em clínicas para processos que exigem laudo de exame clínico e/ou psicológico no Detran-AL. A proposta consiste em um sistema que classifica os bairros do condutores e atribui

Tabela 2. Custos por condutor dos agendamentos em cada mês de 2018.

Mês	Detran Media	Detran Max	PAD Média	PAD Max
Jan.	8,20	55,19	5,84	26,20
Fev.	8,16	55,19	5,79	26,20
Mar.	8,30	55,19	5,92	26,20
Abr.	8,26	55,19	5,89	26,20
Mai.	8,22	55,19	5,82	26,20
Jun.	8,49	55,19	6,22	26,20
Jul.	8,62	55,19	6,14	26,20
Ago.	8,27	55,19	5,79	26,20
Set.	8,51	55,19	5,58	25,10
Out.	8,52	55,19	5,69	25,10
Nov.	8,51	55,19	5,74	25,10
Dez.	8,53	37,69	5,86	25,10



Figura 5. Boxplot da alocação proposta e da alocação do Detran-AL.

os condutores às clínicas de forma a minimizar o custo da distância total de deslocamento. Para isso, utilizou-se uma abordagem de classificação de texto com uma rede neural recorrente, a LSTM bidirecional e um algoritmo de otimização utilizando programação matemática.

Foram realizados testes computacionais em uma base de dados do Detran-AL para a avaliação da solução proposta. Foi constatado que o modelo utilizado na rede neural conseguiu atingir uma acurácia de aproximadamente 92% na base de validação. Quando comparado o agendamento otimizado com a solução do Detran-AL, que se utiliza de algoritmo de rodízio, a solução do problema de atribuição abordado obteve cerca de 30,07% de redução de custo quando comparada com o agendamento realizado pelo Detran-AL. Além disso, foi observado que no agendamento real os condutores chegaram a se deslo-

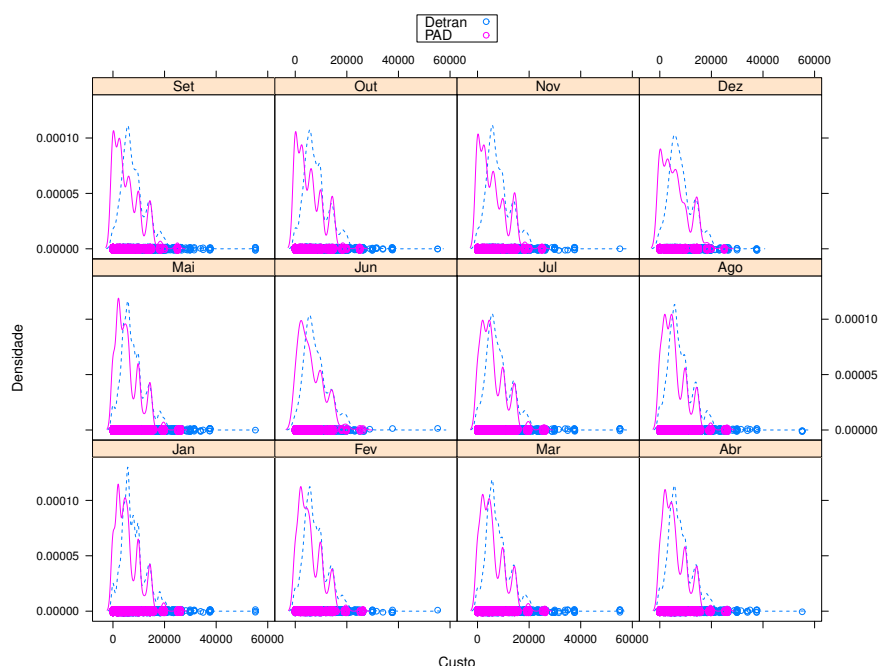


Figura 6. Histograma da alocação proposta e da alocação do Detran-AL.

car por 55,19 km, enquanto que na solução proposta o deslocamento máximo foi de 26,20 km. Com isso, foi visto que a solução proposta tem um desempenho superior em termos de qualidade da solução e apresentou um baixo custo em termos de tempo computacional.

Como trabalhos futuros, serão buscadas novas formas de acelerar o método proposto para obtenção de uma melhor performance, como novas técnicas de classificação. Em relação ao cálculo da distância entre condutor e clínica, será levado em consideração o logradouro do condutor, aumentando assim a precisão da matriz de custo. Além de se buscar novas restrições do problema, como por exemplo, levar em restringir a distância que um condutor pode se deslocar.

Referências

- Aickelin, U. and White, P. (2004). Building better nurse scheduling algorithms. *Annals of Operations Research*, 128(1):159–177.
- BRASIL (1997). Código de trânsito brasileiro. lei nº 9.503 de 23 de setembro de 1997. [Acesso em: 04/09/2018].
- Burkard, R., Dell’Amico, M., and Martello, S. (2009). *Assignment Problems*. Society for Industrial and Applied Mathematics, Philadelphia, PA, USA.
- Ceylan, H. and Bell, M. G. (2004). Traffic signal timing optimisation based on genetic algorithm approach, including drivers’ routing. *Transportation Research Part B: Methodological*, 38(4):329 – 342.
- CONSELHO FEDERAL DE MEDICINA (1997). Dispõe sobre o exame de aptidão física e mental para condutores de veículos automotores que deverá ser realizado exclusivamente por médico. (diário oficial de união; poder executivo, Brasília, DF, n. 94, 17 mai. 2002. seção 1, p. 111). resolução nº 1636/2002. [Acesso em: 04/09/2018].

- Kingma, D. P. and Ba, J. (2014). Adam: A method for stochastic optimization. *arXiv preprint arXiv:1412.6980*.
- Kuhn, H. W. (1955). The hungarian method for the assignment problem. *Naval Research Logistics Quarterly*, 2(1-2):83–97.
- Lourenço, H. R., Paixão, J. P., and Portugal, R. (2001). Multiobjective metaheuristics for the bus driver scheduling problem. *Transportation Science*, 35(3):331–343.
- Osman, I. H. (1995). Heuristics for the generalised assignment problem: Simulated annealing and tabu search approaches. *OR Spectr.*, 17(4):211–225.
- Pentico, D. W. (2007). Assignment problems: A golden anniversary survey. *European Journal of Operational Research*, 176(2):774–793.
- Schuster, M. and Paliwal, K. K. (1997). Bidirectional Recurrent Neural Networks. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 45(11):2673–2681.
- Volgenant, A. (1996). Linear and semi-assignment problems: A core oriented approach. *Computers Operations Research*, 23(10):917 – 932.