

MODELOS DE TRANSPORTE E TRÁFEGO NOVAS TECNOLOGIAS

Carlos Paiva

Este trabalho tem como base um conjunto de teses, dissertações e artigos técnicos que foram publicados principalmente no Brasil e, portanto, muitas das análises e observações contidas no texto devem ter sido creditadas aos autores relacionados no capítulo 7 - Referências Bibliográficas. A opção de não citá-los se deveu à necessidade de finalização do estudo em um curto espaço de tempo.

ÍNDICE

INTRODUÇÃO.....	2
1 MODELOS DE REGRESSÃO ESPACIAL	2
1.1 DEPENDÊNCIA ESPACIAL.....	3
1.1.1 <i>Matriz de Proximidade Espacial.....</i>	<i>3</i>
1.1.2 <i>Indicadores de Associação Espacial.....</i>	<i>3</i>
1.2 REGRESSÃO ESPACIAL.....	4
1.2.1 <i>Efeitos Espaciais Globais.....</i>	<i>4</i>
1.2.2 <i>Efeitos Espaciais Locais.....</i>	<i>5</i>
2 MODELOS BASEDOS EM REDES NEURAIS.....	9
2.1 MÉTODO DE APRENDIZADO	10
3 MODELOS BASEDOS EM ALGORITMOS GENÉTICOS.....	12
3.1 OPERADORES GENÉTICOS	13
3.1.1 <i>Operador de Seleção.....</i>	<i>13</i>
3.1.2 <i>Operadores de cruzamento e mutação</i>	<i>14</i>
3.2 ESCOLHA DOS PARÂMETROS	14
4 MODELOS COM APLICAÇÃO DE LÓGICA “FUZZY”	15
4.1 “FUZZIFICAÇÃO” E “DEFUZZIFICAÇÃO”	16
5 MODELOS COM AUTÔMATOS CELULARES	17
5.1 O ESPAÇO.....	18
5.2 O TEMPO	18
5.3 MODELOS DINÂMICOS.....	19
5.4 MODELOS DINÂMICOS ESPACIAIS.....	20
6 RECOMENDAÇÕES	21
7 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	25

INTRODUÇÃO

Nas últimas décadas têm sido desenvolvidos técnicas e instrumentos que possibilitam lidar com um grande número de variáveis, proporcionando melhor compreensão e representação do objeto modelado. Entre estas técnicas temos a Análise Espacial (Regressão Espacial), Redes Neurais, Lógica *Fuzzy*, Algoritmos Genéticos e Autômatos Celulares, que se caracterizam por representar a complexidade das relações intervenientes nas variáveis modeladas.

Adicionalmente têm sido utilizados os Sistemas de Informação Geográfica que permitem a identificação de padrões espaciais necessários para a caracterização das influências do desenvolvimento local e regional na demanda de transporte. Estes sistemas facilitam a utilização das novas técnicas desenvolvidas.

A seguir descreveremos as técnicas de Análise Espacial, especificamente a Regressão Espacial, Redes Neurais Artificiais, Algoritmos Genéticos, Lógica *Fuzzy* e a Técnica de Autômatos Celulares.

1 MODELOS DE REGRESSÃO ESPACIAL

A Técnica de Regressão Espacial derivou da regressão convencional, tendo como motivação a consciência de que o espaço é um fator não observável e que influencia diretamente na realização dos eventos. É difícil modelar as melhorias proporcionadas pelo transporte, por exemplo, sem considerar também a influência do espaço, pois a implantação de uma parada de ônibus ou a criação de uma via alteram o local e sua área de influência.

Por isso, modelos que não consideram a influência do espaço na realização dos eventos não são os mais adequados para se trabalhar com os dados de transportes, pois não representam as verdadeiras relações entre as variáveis, podendo induzir o analista a uma tomada de decisão inadequada.

Modelos de regressão são ferramentas estatísticas que utilizam o relacionamento existente entre duas ou mais variáveis, de maneira que uma delas possa ser explicada pelas demais. No entanto, na situação de dados espaciais, quando está presente a auto-correlação espacial, as estimativas do modelo devem incorporar essa estrutura espacial, uma vez que a dependência entre as observações altera o poder explicativo do modelo (Câmara *et al.*, 2002).

Para se trabalhar com esses modelos, os dados precisam estar agrupados em áreas ou unidades espaciais, sendo que as mais usuais em transporte são as zonas de tráfego. Já, a auto-correlação espacial está diretamente relacionada à Primeira Lei da Geografia, enunciada por Tobler (1979): “tudo está relacionado a tudo, mas as coisas mais próximas estão mais relacionadas que as coisas mais distantes”.

1.1 DEPENDÊNCIA ESPACIAL

Câmara *et al.* (2002) comentam que essa dependência é uma característica inerente à representação dos dados por meio de subdivisões territoriais, ou seja, os dados de uma determinada área tendem a ser mais parecidos com os de seus vizinhos do que com os de áreas mais distantes.

Na análise de regressão convencional, supõe-se que as observações são não correlacionadas e, que os erros são independentes e identicamente distribuídos, seguindo uma distribuição normal, com média zero e variância constante. Entretanto, no caso de dados espaciais, onde está presente a dependência espacial, é pouco provável que o pressuposto padrão de observações não correlacionadas seja verdadeiro. No caso mais comum, os resíduos continuam apresentando a auto-correlação espacial presente nos dados, que pode se manifestar por diferenças regionais sistemáticas nas relações do modelo, ou ainda, por uma tendência espacial contínua (Câmara *et al.*, 2002).

1.1.1 Matriz de Proximidade Espacial

O primeiro passo na verificação da existência de dependência espacial é a definição da matriz de proximidades, usualmente denominada Matriz W, responsável por representar a estrutura espacial. Por definição, a diagonal da matriz é igual a zero (uma zona não é auto-correlacionada espacialmente com ela mesma) e, os outros elementos referem-se à relação entre as unidades espaciais. Existem várias maneiras de se definir tal matriz, sendo a mais usual o uso de indicadores binários 1 e 0: 1 quando uma área compartilha fronteira com outra área (zonas adjacentes) e 0, no caso contrário. Em alguns casos, costuma-se padronizar as linhas da Matriz W fazendo-se $\sum_{j=1}^n w_{ij} = 1$. Assim, os pesos w_{ij} associados com a linha i somam 1 e se diz que a matriz esta normalizada.

Outra forma bastante utilizada é a especificação de graus intermediários de vizinhança. Para isso, define-se d_{ij} como a distância entre os centróides das áreas i e j . Fazendo-se $w_{ij} = 1 / (1 + d_{ij})$, às áreas extremamente próximas, com $d_{ij} \approx 0$, tem assim $w_{ij} \approx 1$ e, à medida que estas áreas vão se afastando, tem $w_{ij} \approx 0$, dando a mesma idéia dos indicadores binários 0 e 1. Note-se que quando $i = j$, deve-se forçar $w_{ij} = 0$, pois, como a distância entre i e j é zero, temos $w_{ij} = 1$, contrariando assim a definição da matriz apresentada anteriormente. Pode-se utilizar também o tempo t_{ij} necessário para se ir de i a j num determinado modo de transporte, operacionalizando a matriz da mesma forma que a anterior, ou seja, trocando a distância d_{ij} por t_{ij} . Dessa forma, se consegue incorporar à estrutura espacial as condições relativas às vias.

1.1.2 Indicadores de Associação Espacial

Antes de utilizar um modelo de regressão espacial é importante se constatar a existência de dependência espacial, pois, sem esta, um modelo de regressão espacial produzirá os mesmos resultados de um modelo de regressão convencional. O teste mais empregado para isso é o teste I de Moran, introduzido

pelo estatístico australiano Moran (1950). Este índice I varia de -1 a +1, onde, valores próximos de 0 indicam ausência de auto-correlação espacial, próximos de -1 auto-correlação negativa e, próximos de +1, auto-correlação positiva.

Enquanto indicadores globais, tais como o índice I de Moran, fornecem um único valor como medida de associação espacial para todo o conjunto de dados, os indicadores locais (LISA – *Local Indicators of Spatial Association*) produzem um valor específico para cada área, permitindo a identificação de agrupamentos de áreas com valores de atributos semelhantes (*clusters*), valores anômalos (*outliers*) e de mais de um regime espacial. É útil gerar mapas (*LISA Map* e *Moran Map*) indicando as regiões que apresentam correlação local significativamente diferente do resto dos dados, pois são áreas com dinâmica espacial própria, ou seja, “bolsões” de não estacionaridade e, merecem análise detalhada. Auto-correlação com significância superior a 95 % indica, a princípio, áreas com grande semelhança em relação a seus vizinhos. Os softwares livres TerraView e Geoda calculam estes índices e produzem os mapas citados.

Em um experimento na cidade de Manaus, para a quantidade de viagens atraídas para o modo ônibus se obteve índice I de Moran de 10% negativo, quando calculado com base em uma matriz de proximidade espacial gerada a partir do tempo de viagem. O índice negativo mostra que quanto maior for o tempo de viagem de uma zona para outra, maior será a utilização do modo ônibus e, quanto menor o tempo, menor será a sua utilização, indicando a utilização de outros modos, a pé ou bicicleta, por exemplo. A auto-correlação negativa indica exatamente o contrário da primeira Lei da Geografia, ou seja, neste caso, as coisas mais distantes estão mais relacionadas que as coisas mais próximas.

1.2 REGRESSÃO ESPACIAL

A regressão espacial incorpora no modelo a dependência espacial entre os dados melhorando seu poder preditivo. Existem 2 tipos básicos de modelagem que permitem incorporar o efeito espacial: a forma Global e a Local.

1.2.1 Efeitos Espaciais Globais

Anselin (1988) apresenta os modelos de regressão com efeitos espaciais globais, ou seja, modelos onde a dependência espacial é capturada por meio de um único parâmetro. O modelo apresentado a seguir é conhecido como Modelo Espacial Geral, pois considera a dependência espacial nas variáveis dependentes (capturada pelo parâmetro ρ) e no erro aleatório (capturada pelo parâmetro λ). Outros modelos podem ser derivados a partir deste, assumindo-se que alguns parâmetros sejam iguais à zero.

$$y = \rho W_1 y + X\beta + \mu \quad \mu = \lambda W_2 \mu + \varepsilon \sim N(0, \sigma^2, I_n)$$

Onde:

y = vetor da variável dependente de dimensão $n \times 1$

ρ, λ = constantes a serem estimadas (parâmetros espaciais)

X = matriz de variáveis independentes de dimensão $n \times k$

W_1, W_2 = matrizes de proximidade espacial de dimensão $n \times n$

β = vetor de dimensão $k \times 1$ a ser estimado (coeficientes)

ε, μ = vetores de erros aleatórios de dimensão $n \times 1$

I_n = matriz identidade de dimensão $n \times n$

σ^2 = constante a ser estimada (variância do modelo)

N = distribuição Normal

A principal diferença entre os modelos de regressão espacial e convencional é a “correção” dos parâmetros, feita pelo modelo espacial. Em um modelo espacial global, o fator espaço é capturado em um parâmetro que representa sua espacialidade. Os softwares estatísticos R e GeoDa, de domínio público e, o SpaceSat™ e S-Plus™, permitem a obtenção de regressões espaciais a partir de dados distribuídos em zonas.

1.2.2 Efeitos Espaciais Locais

Quando existe heterogeneidade espacial, os coeficientes da regressão precisam refleti-la. Na Regressão Espacial Local destacam-se duas metodologias: (1) modelar a tendência espacial de forma contínua com parâmetros que variam no espaço (Efeitos Espaciais Contínuos); (2) modelar a variação espacial de forma discreta dividindo o espaço em sub-regiões não heterogêneas (Regimes Espaciais).

I. Regimes Espaciais

O método baseado em regimes espaciais é o mais indicado para modelagem da demanda em transporte com dados agrupados em zonas heterogêneas. No processo de obtenção da regressão de cada regime (sub-região) com coeficientes próprios utiliza-se todo o conjunto de observações. A identificação destes diferentes regimes ocorre através de técnicas de análise espacial, como a do mapa de espalhamento de Moran e, os indicadores locais de auto-correlação espacial. A seguir, mostram-se as equações dos diferentes Regimes Espaciais:

$$Y_1 = X_1\beta_1 + \varepsilon_1 \quad ind=1$$

$$Y_2 = X_2\beta_2 + \varepsilon_2 \quad ind=2$$

Onde:

Y = variável dependente

X = variáveis independentes

β = coeficientes de regressão

ε = erro aleatórios com média zero e variância σ^2

ind = índice dos Regimes Espaciais

As cidades brasileiras com fortes desigualdades sociais apresentam descontinuidades abruptas no uso do solo urbano, como no caso do recorte entre

favelas e áreas ricas, o que faz com que os modelos de Regimes Espaciais apresentem resultados melhores que os modelos de regressão simples ou de regressão espacial com efeitos globais.

1.2 Efeitos Espaciais Contínuos

Na Regressão Espacial local sob a forma de Efeitos Espaciais Contínuos trabalha-se basicamente com duas hipóteses: (1) existência de variações locais contínuas sem uma forte tendência global; (2) existência de uma variação suave em larga escala sem efeitos locais significativos.

- Modelos de Variações Locais Contínuas

Nos Modelos de Variações Locais Contínuas ajusta-se um modelo de regressão a cada ponto observado. Desta forma, serão feitos tantos ajustes quantas observações existirem e o resultado será um conjunto de parâmetros, sendo que cada ponto considerado terá seus próprios coeficientes de ajuste. Esta técnica é denominada *Regressão Ponderada Geograficamente (RPG)*.

A regressão geograficamente ponderada foi proposta por Brunsdon et.al. (1996) como uma solução mais adequada à não estacionaridade espacial, condição na qual os modelos de regressão espacial global não conseguem explicar adequadamente relações entre variáveis.

A idéia básica da RPG é ajustar um modelo de regressão para cada ponto no conjunto de dados, ponderando as observações por uma função de distância a este ponto. Isto corresponde a considerar que pontos mais próximos do ponto em estudo tenham maior influência nos parâmetros estimados da regressão do que observações obtidas em pontos mais distantes.

Para uma *Regressão Linear Multi-variável Padrão* a equação é:

$$Y_i = a_0 + \sum_{k=1}^p a_k * X_{K,i} + \varepsilon_i$$

Note-se que para qualquer Y_i temos a constante a_0 e os coeficientes a_k das variáveis dependentes X_k fixos; em um modelo de geração de viagens, por exemplo, estes valores seriam constantes para todas as zonas de tráfego.

Já em uma *Regressão Linear Geograficamente Ponderada* a equação é:

$$Y_i = a_0 + \sum_{k=1}^p \sum_{j=1}^n a_{k,j} * W_{ij} * X_{K,i,j} + \varepsilon_i$$

Onde:

$W_i = \begin{pmatrix} w_{i,1} & 0 \\ 0 & w_{i,2} \end{pmatrix}$ é a matriz com os ponderadores geográficos e w_{ij} são pesos relacionados à proximidade espacial.

Note-se que na regressão geograficamente ponderada, os coeficientes a_k das variáveis dependentes X_k não são mais fixos, sendo ainda ponderados pela matriz

w_{ij} ; em um modelo de geração de viagens, por exemplo, estes valores seriam diferentes para cada zona de tráfego.

Uma forma de considerar pesos consistentes com a proximidade e, portanto, um modelo de características locais, é excluir do processo de calibração local observações que estejam mais distantes do ponto de estudo. Isto é equivalente a fornecer valores nulos para observações com distância maiores ou iguais a de determinada distância de influência ($D_{\text{influência}}$), o que corresponde à função:

$$w_{ij} = \begin{cases} 1 & \text{se } d_{ij} < D_{\text{influência}} \\ 0 & \text{se } d_{ij} \geq D_{\text{influência}} \end{cases} \quad \forall i,j$$

Uma forma de evitar descontinuidade é optar por uma função gaussiana do tipo:

$$w_{ij} = e^{-\beta d_{ij}^2}$$

Pode-se ainda estimar β para que $w_{ij} \approx 0$ em distância maiores que $D_{\text{influência}}$ e, ainda utilizar-se o tempo de viagem no lugar da distância.

- Variações Suaves em Larga Escala sem Efeitos Locais Significativos

Para medir variações suaves em larga escala sem efeitos locais significativos, Krige (1951), propõe uma metodologia (conhecida como *Krigagem*) para tratar variáveis regionalizadas (VR) que apresentam continuidade de ponto para ponto, mas com mudanças tão complexas que não são possíveis serem descritas por nenhuma função determinística. Desta metodologia surgem os conceitos de semi-variância e variograma.

Entende-se como semi-variância $\gamma(h)$ a medida do grau de dependência espacial entre pontos distanciados entre si, de uma distância h , que pode ser calculada através da seguinte formula:

$$\gamma(h) = \frac{1}{2N(h)} \sum_{i=1}^{N(h)} [Z(x_i + h) - Z(x_i)]^2$$

Onde

$\gamma(h)$ é a semivariância para o intervalo h ,

$N(h)$ é o número de pares de dados que distam h entre eles,

$Z(x_i + h) - Z(x_i)$ é o valor da diferença de um par de dados que distam h entre eles.

Designa-se como variograma a função matemática que traduz a semi-variância medida da variável em estudo. Esta função descreve a variação no espaço de um fenômeno regionalizado.

Para a construção do variograma experimental são considerados os seguintes elementos: (1) exame de todos os possíveis pares de pontos através da semi-variância; (2) quando a distância entre pares é zero, o valor em cada ponto é comparado com ele próprio e, o valor da semi-variância também é zero; (3) se a distância h é pequena, os pontos a serem comparados são muito semelhantes e estão bastante relacionados entre si e, o valor da semi-variância é reduzido; (4) à

medida que a distância entre os pontos a serem comparados aumenta, maior é a semi-variância, até que, a partir de determinada distância (amplitude ou alcance (*range*)), a semi-variância estabiliza num valor (patamar (*sill*)), que é igual à variância dos dados da população onde não existe qualquer relação entre os pares de dados.

Após a construção dos variogramas experimentais ($\gamma(h)$ em função de h para os valores disponíveis), estes são ajustados a modelos matemáticos conhecidos. É habitual encontrar dois tipos de variogramas elementares: com e sem patamares.

Entre os variogramas com patamares, o mais comum é a função esférica, que apresenta um comportamento linear junto à origem, existindo ainda o variograma exponencial e o gaussiano. Quanto aos variogramas sem patamar, é usual encontrar uma classe de funções que dependem de h , em que o variograma linear é um caso particular.

Sendo o variograma uma função que depende da direção, é natural que apresente andamento diferente para diferentes direções, refletindo a anisotropia (valores diferentes segundo a direção considerada) da variável regionalizada. Se o variograma apresenta uma forma semelhante em todas as direções do espaço, só dependendo de h , diz-se que a estrutura do fenômeno é isotrópica (omnidirecional), sem direções privilegiadas de variabilidade.

A técnica da estimação por Krigagem assume que os dados recolhidos de uma determinada população, se encontram correlacionados no espaço. O procedimento é semelhante ao de qualquer interpolação, exceto que os pesos são determinados a partir de uma análise espacial, baseada no variograma. Além disso, a Krigagem fornece, na média, estimativas não tendenciosas e com variância mínima.

Os cálculos dos variogramas experimentais podem, por exemplo, serem efetuados segundo as direções 0°, 45°, 90°, -45 ou serem omnidirecionais. No variograma omnidirecional é atribuído o mesmo peso a todos os pontos (amostras) que estão à mesma distância (h) do ponto considerado, embora em diferentes direções (isotropia). No variograma segundo determinada direção, usa-se apenas os pares de amostras alinhadas nestas direções estudadas (anisotropia). Os variogramas experimentais permitem caracterizar o comportamento espacial das variáveis regionalizadas.

Depois de escolhidos os parâmetros das direções a estudar, é necessário transpor toda essa informação para uma função geral representativa. Dessa forma, é necessário o ajuste dos variogramas experimentais a uma função geral, sendo esta etapa extremamente importante no processo de estimação. Assim, para a Krigagem, são considerados os parâmetros das curvas ajustadas dos variogramas. Deve-se proceder ao ajuste do variograma teórico (*do tipo esférico, exponencial ou gaussiano*), definindo-se a sua estrutura: *efeito Pepita ou Nugget* – ponto que a curva corta o eixo y , $x=0$; *Patamar ou Sill* – valor máximo do eixo y ; *Amplitude ou Range* – valor em x quando o patamar é alcançado.

No caso de dados agrupados em zonas de tráfego, como da Pesquisa Origem-Destino da Região Metropolitana de São Paulo, por exemplo, os centróides devem

ser considerados a coordenada geográfica de valores médios das variáveis a serem analisadas (taxas de viagens do modo auto por área).

Através da Krigagem torna-se possível estimar valores em n coordenadas diferentes para tais variáveis. Os softwares *SPRING* (Sistema de Processamento de Informações Georeferenciadas) do INPE/DPI (Divisão de Processamento de Imagens) e *GeoMS* (*Geostatistical Modelling Software*) do Instituto Superior da Universidade Técnica de Lisboa, permitem a estimação geoestatística de variáveis em uma malha de pontos definidos, por exemplo 200x200, com base nos variogramas.

Para validar os resultados utiliza-se a técnica de validação cruzada, na qual é calculado o erro de estimação real. Para os pontos conhecidos, por exemplo, os centróides das zonas de tráfego, são calculados parâmetros tais como, coeficiente de correlação, média dos erros, média do quadrado dos erros, etc..

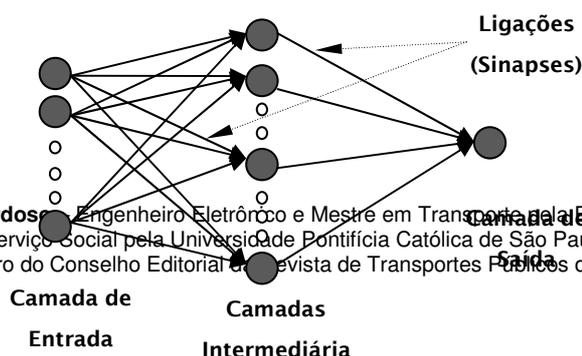
Finalizando, são citados alguns estudos já realizados sobre os modelos de regressão espacial: (1) geração de viagens de ônibus urbanos na cidade de Manaus; (2) geração de viagens no sistema de transporte rodoviário intermunicipal do Estado do Ceará; (3) geração de viagens na cidade de Porto Alegre com base nas pesquisas OD, EDOM 1974 e 1986; (4) mobilidade urbana da cidade de Fortaleza; (5) geração de viagens da Região Metropolitana de São Paulo - base Pesquisa OD.

2 MODELOS BASEDOS EM REDES NEURAIS

As Redes Neurais Artificiais (RNAs) são estruturas computacionais que tentam imitar habilidades simples do cérebro para modelar situações. A vantagem destas estruturas é que elas capturam relações funcionais de dados através de exemplos. As RNAs não são lineares, sendo capazes de realizar modelagem sem conhecimento "a priori" das relações entre as variáveis de entrada e saída.

As redes neurais podem apresentar diferentes arquiteturas, mas todas têm uma característica comum: utilizam os dados de entrada e, por meio de uma função interna, obtém o dado de saída. Assim uma RNA pode ser treinada para gerar conhecimento baseada nos dados conhecidos (variáveis independentes e dependentes). Na rede neural a importância de cada variável é dada indiretamente por pesos (sinapses) associados a cada ligação, ponderando assim a variável dependente.

A arquitetura da rede é definida pelo número de camadas, o número de neurônios em cada camada, as ligações existentes entre neurônios de camadas diferentes e a função de ativação dos neurônios (linear, hiperbólica, sigmoidal, etc.). A forma de conexão entre os neurônios pode ser acíclica, onde a saída da camada i não pode ser usada nas camadas $i-1$, $i-2$, $i-n$ ou cíclica.



Carlos Eduardo de Paiva Cardoso, Engenheiro Eletrônico e Mestre em Transportes pela Escola Politécnica da Universidade de São Paulo (USP-SP) e Doutor em Serviço Social pela Universidade Pontifícia Católica de São Paulo (PUC-SP). Especialista de Transporte e Tráfego da CET-SP e Membro do Conselho Editorial da Revista de Transportes Públicos da ANTP - paivacardoso@yahoo.com.br

Como não existe ainda uma metodologia consolidada, o número de neurônios em cada camada, assim como o número de camadas, é determinado de forma subjetiva a partir do princípio de adotar o menor número de camadas intermediárias e neurônios possíveis sem comprometer a precisão.

Para se definir uma configuração adequada para a rede (número de camadas ocultas e número de neurônios em cada camada) deve se levar em consideração dois aspectos do comportamento das redes que, geralmente, são incompatíveis: a generalização e a convergência. Generalização é a capacidade da rede de produzir resultados razoáveis para dados novos uma vez que o processo de treinamento tenha sido completado. Convergência é a capacidade da rede de apreender os dados de treinamento dentro do erro especificado para o problema. Em geral, quanto maior o número de neurônios ocultos, maior a probabilidade de convergência da rede. No entanto, quando muitos neurônios são utilizados, a generalização da rede é ruim (a rede memoriza os dados de treinamento e não focaliza os padrões significativos do conjunto de dados).

Alguns autores afirmam que uma rede neural com duas camadas de neurônios tem a capacidade de realizar qualquer mapeamento entrada-saída desejado desde que unívoco e com suficiente número de neurônios na camada intermediária.

A limitação no processo de escolha da configuração ótima da rede neural através do treinamento tem levado à utilização de algumas ferramentas para reduzir esta demora. São utilizados algoritmos genéticos, métodos probabilísticos ou tratamento prévio das variáveis de entrada, eliminando componentes desnecessários.

2.1 MÉTODO DE APRENDIZADO

O aprendizado é o processo pelo qual os pesos de uma rede neural são ajustados por meio do processo contínuo de estímulo. As redes neurais artificiais possuem a capacidade de aprender por meio de exemplos e, assim, fazer interpolações e extrapolações do que aprenderam. A maneira pela qual os ajustes dos pesos são realizados é determinada pelo algoritmo do aprendizado que pode ser classificado em: (1) supervisionado - os pesos são ajustados de acordo com a diferença entre o valor de saída obtido e o esperado (mais utilizado); (2) não supervisionado - a rede depende da redundância dos dados para o treinamento (utilizado no reconhecimento de padrões); (3) por reforço - o retorno é qualitativo, indicando se o resultado obtido é bom ou ruim, caso em que as conexões mais ativas são fortalecidas.

Redes do tipo Perceptron de Múltiplas Camadas (MLP) são as mais utilizadas em transporte. Elas são acíclicas e estruturadas da seguinte forma: um conjunto de

unidades (nós) de entrada, uma ou mais camadas intermediárias e uma camada de saída.

O algoritmo de treinamento da rede mais comumente utilizado é o modelo de *back-propagation*. O algoritmo trabalha em duas etapas: (1) na primeira etapa, o padrão de entrada gera um fluxo de sinais da camada de entrada para a camada de saída e, o erro de cada neurônio de saída é então calculado com base na diferença entre o valor obtido e o valor desejado; (2) a segunda etapa envolve o reajuste dos pesos das ligações da rede nas camadas ocultas e de saída para reduzir a diferença entre os valores obtidos e os valores desejados; para isso deve ser especificado o número de épocas (repetições do procedimento de calibração).

Um número muito grande de repetições (épocas) pode resultar no fenômeno de *over training*, ou seja, a rede fica super-especializada e pode perder sua capacidade de generalização. Por outro lado, um número muito pequeno de épocas (por exemplo, entre 30 e 50) também pode fazer com que o modelo resultante não tenha boa capacidade de generalização. O número ideal deve ser investigado empiricamente.

Para os dados serem utilizados na modelagem, eles devem ser normalizados para que sejam reduzidos os efeitos de valores extremos das diferentes variáveis explicativas.

A amostra deve então ser separada em treinamento, validação e teste. O algoritmo de treinamento não utiliza os conjuntos de verificação e teste para ajustar a rede. O conjunto de verificação é usado para acompanhar a evolução do erro da rede, para identificar a melhor rede e, para parar o treinamento em caso de *over training*. O conjunto de teste é reservado pra avaliar o desempenho da rede com um conjunto independente de dados, quando o treinamento já está completo. Se os erros do conjunto de verificação e de teste forem similares, pode-se inferir que a rede tem boa capacidade de generalização. Normalmente utiliza-se de 75% a 90% da amostra para o aprendizado (treinamento e validação) e, de 10% a 25% para a validação e teste.

Para a análise dos resultados obtidos utilizam-se medidas estatísticas de desempenho de rede, tais como Desvio Médio Absoluto (DMA), Erro Quadrático Médio (EQM) e Média Absoluta do Erro % (MAEP). Existem, também, outras medidas disponíveis na literatura.

$$DMA = \frac{\sum |X_r - X_p|}{n} \quad EQM = \frac{\sum |X_r - X_p|^2}{n} \quad MAEP = \frac{1}{n} \sum \left| \frac{X_r - X_p}{X_r} \right| \times 100$$

Onde

Xr: valor real

Xp: valor previsto pela RNA

n: número de casos

Atualmente existem vários softwares de simulação de redes neurais, mas muitos deles são de uso comercial (Matlab, NeuroDimension/NeuroSolution, Statistica

Neural Networks entre outros), sem acesso ao código fonte, ou mesmo restritos a certas plataformas específicas, como é o caso do SNNS e do Nevprop.

Alguns estudos realizados com esta metodologia foram: (1) Previsão de Demanda de Passageiros para o Transporte Rodoviário Interestadual por Ônibus no Brasil; (2) Previsão de Demanda para o Transporte Ferroviário de Carga no Brasil; (3) Divisão Modal, auto e a pé da cidade de São Carlos com base em pesquisa: diário de atividades; (4) A influência da Acessibilidade no Valor de Lotes Urbanos, estudo de caso nas cidades de Araçariguama e São Carlos; (5) Preferências dos Usuários do Transporte Urbano de Passageiros da cidade de Taguatinga, Distrito Federal; (6) Estimativa do Potencial de Viagens com Base na Acessibilidade e Mobilidade de Zonas.

Finalizando este item podemos citar as principais vantagens e desvantagens desta metodologia: A) Vantagens: (1) as RNAs são treinadas e não programadas, o que a torna extremamente adaptável; (2) simula a utilização de equações não lineares; (3) o conhecimento é armazenado de forma distribuída e paralela nos pesos das ligações o que aumenta a tolerância a falhas; (4) não há necessidade de conhecer a relação entre as variáveis do modelo, pois o modelo trabalha com uma abordagem não paramétrica; (5) lida bem com dados incompletos e com distorção ou erros; B) Desvantagens: (1) ausência de uma metodologia consagrada para configuração da rede; (2) por serem treinadas e não programadas existe muita dificuldade para introduzir conhecimento prévio; (3) as redes completamente conectadas têm um aprendizado lento em função dos cálculos envolvidos; (4) não há garantias de encontrar a melhor solução do problema, o máximo (mínimo) global; (5) sua aplicação sempre pode ser questionada por não se ter uma interpretação clara dos parâmetros envolvidos diferentemente de outros métodos, que pode ser parcialmente superada pela análise dos pesos relativos das variáveis de entrada em relação ao resultado do modelo.

3 MODELOS BASEDOS EM ALGORITMOS GENÉTICOS

Os algoritmos genéticos (AGs) são algoritmos de busca estocástica e otimização global que seguem o princípio da seleção natural e da sobrevivência do mais apto. Foram desenvolvidos inicialmente por John Holland (1975), da Universidade de Michigan, que buscava métodos para representar mecanismos da adaptação natural em sistemas computacionais.

As técnicas de busca e otimização tradicionais se iniciam com um único candidato, que, iterativamente, é manipulado utilizando-se algumas técnicas heurísticas (estáticas) diretamente associadas ao problema a ser solucionado. Já as técnicas de computação evolucionária (algoritmos genéticos) operam sobre uma população de candidatos em paralelo. Assim, elas podem fazer a busca em diferentes áreas do espaço de solução, alocando um número de membros apropriados para a busca em várias regiões. Desta forma, os algoritmos genéticos encontram uma grande aplicação prática: a determinação de máximos e mínimos de funções matemáticas.

A idéia básica dos AGs consiste em simular a teoria biológica de sobrevivência dos indivíduos. Os mais adaptados sobrevivem e se reproduzem a taxas maiores que os indivíduos menos adaptados ao seu ambiente, levando à evolução da população. Durante este processo evolutivo cada indivíduo é avaliado para determinar sua aptidão. Baseada nesta avaliação, a população é transformada em uma nova população mediante operadores de seleção, recombinação e mutação.

Toda tarefa de busca possui vários componentes, entre eles: (1) um espaço de busca, onde são consideradas todas as possibilidades de solução de um determinado problema; (2) uma função de avaliação (ou função de custo); (3) uma maneira de avaliar os membros do espaço de busca.

Uma das tarefas mais difíceis na modelagem dos AGs é o desenvolvimento apropriado da função de avaliação - em genética diz-se aptidão - que é responsável pela avaliação da qualidade de cada indivíduo da população. Defini-se aptidão como a habilidade de um indivíduo sobreviver e se reproduzir no ambiente.

A aptidão de cada cromossomo (características do indivíduo) contribui na geração de novas populações que, após sofrer ação dos operadores genéticos de seleção, cruzamento e mutação, respectivamente, levam a uma população melhor, ou seja, à melhor solução.

Os algoritmos genéticos empregam uma estratégia de busca paralela e estruturada, mas aleatória (não totalmente, pois exploram informações históricas), que é voltada em direção ao reforço da busca de pontos de alta aptidão, ou seja, pontos nos quais a função a ser minimizada (ou maximizada) tem valores relativamente baixos (ou altos).

3.1 OPERADORES GENÉTICOS

O primeiro passo de um Algoritmo Genético típico é a geração de uma população inicial de indivíduos, que é formada por um conjunto aleatório de "cromossomos" que representam possíveis soluções do problema a ser resolvido. Em geral, um cromossomo representa um conjunto de parâmetros da função objetivo, cuja resposta será maximizada ou minimizada.

3.1.1 Operador de Seleção

O processo de busca em favor dos indivíduos mais aptos pode ser feito de várias maneiras, como por amostragem direta, por amostragem aleatória simples ou por amostragem estocástica. Para o método estocástico considere um círculo dividido em n regiões, onde a área de cada região é proporcional à aptidão do indivíduo. Coloca-se sobre este círculo uma "roleta" com n cursores (sendo n o número de indivíduos que se deseja sortear), igualmente espaçados. Após um giro da roleta a posição dos cursores indica os indivíduos selecionados para a montagem da nova população. Note-se que indivíduos com maior aptidão (maior área) têm mais chances de serem escolhidos no sorteio.

3.1.2 Operadores de cruzamento e mutação

Estes dois operadores são utilizados para assegurar que a nova geração seja totalmente nova, apesar de possuir, de alguma forma, características de seus pais, ou seja, a população se diversifica mas mantém características de adaptação, adquiridas pelas gerações anteriores.

Os indivíduos selecionados na etapa anterior **são cruzados** da seguinte forma: a lista de indivíduos selecionados é embaralhada aleatoriamente criando-se, desta forma, uma segunda lista, chamada lista de parceiros. Cada indivíduo selecionado é então cruzado com o indivíduo que ocupa a mesma posição na lista de parceiros. Neste processo, características (genes) dos indivíduos são misturadas.

A **operação de mutação** é utilizada para garantir uma maior varredura do espaço de estados e evitar que o algoritmo genético convirja muito cedo para mínimos locais. A mutação é efetuada alterando-se o valor de um gene de um indivíduo sorteado aleatoriamente com uma determinada probabilidade, denominada probabilidade de mutação, ou seja, vários indivíduos da nova população podem ter um de seus genes alterados aleatoriamente.

3.2 ESCOLHA DOS PARÂMETROS

Além da forma como o cromossomo é codificado, existem vários parâmetros do algoritmo genético que podem ser escolhidos para melhorar o seu desempenho, adaptando-o às características particulares de determinadas classes de problemas. Entre eles, os mais importantes são: o tamanho da população, o número de gerações, a probabilidade de cruzamento e a probabilidade de mutação.

A influência de cada parâmetro no desempenho do algoritmo depende da classe de problema que se está tratando. Assim, a determinação de um conjunto de valores, otimizados para estes parâmetros, dependerá da realização de um grande número de experimentos e testes. Em grande parte da literatura os valores encontrados estão na faixa de 60% a 65% para a taxa de cruzamento e, entre 0,1 e 5% para a taxa de mutação.

O tamanho da população e o número de gerações dependem da complexidade do problema a ser otimizado e, devem ser determinados experimentalmente. No entanto, deve ser observado que o tamanho da população e o número de gerações definem diretamente o tamanho do espaço de busca a ser coberto.

Alguns estudos realizados com esta metodologia foram: (1) Metodologia para Previsão de Demanda de Passageiros para o Transporte Rodoviário Interestadual por Ônibus; (2) Determinação de Rotas Ótimas de Ônibus Urbanos; (3) Rede Ótima de Transporte a Partir de Matriz de Origem – Destino.

Finalizando este item podemos citar as principais vantagens e desvantagens desta metodologia: A) Vantagens: (1) são robustos e podem ser aplicados a uma grande diversidade de categorias de problemas; (2) não requerem conhecimentos ou informações dos gradientes da superfície (obtidos pelo cálculo de derivadas e que determinam a direção a seguir) da função objetivo, onde não existe garantia de

obtenção de um ponto de máximo (mínimo) global – muitas vezes convergem para o extremo local mais próximo; (3) descontinuidades ou complexidades presentes na superfície da função objetivo acarretam pouco ou nenhum efeito na busca, o que não ocorre com outros métodos; (4) por apresentarem desempenho numérico adequado são de fácil implementação e proporcionam maior flexibilidade no tratamento do problema a ser resolvido; B) Desvantagens: (1) caso o modelo não seja adequadamente configurado, pode levar prematuramente à convergência em um máximo (mínimo) local; (2) no processo de busca requer-se um grande número de avaliações da função de aptidão do indivíduo; (3) a escolha dos operadores e valores iniciais para as configurações ideais pode ser exaustiva e complicar a resolução do problema; (4) existem dificuldades no desenvolvimento da função de aptidão.

4 MODELOS COM APLICAÇÃO DE LÓGICA “FUZZY”

A dificuldade, ou a impossibilidade de se equacionar a realidade imprecisa do mundo, levou alguns cientistas a propor lógicas alternativas que seriam mais propícias à representação deste mundo particular. Uma destas proposições foi a Lógica Fuzzy (Zadeh, 1965), uma alternativa para manipular dados imprecisos (sensações ou percepções do mundo físico) sem perder a precisão.

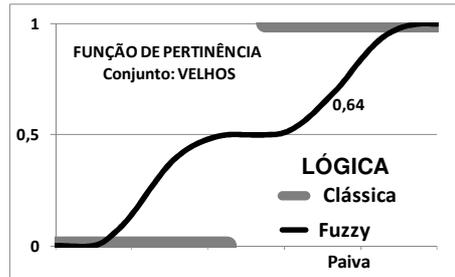
A tecnologia Fuzzy consiste no tratamento matemático de sistemas onde a subjetividade e as características ambíguas das variáveis processadas tornam a lógica clássica de difícil modelagem e aplicação. Através da Lógica Fuzzy se pode realizar operações com palavras, onde, aos conjuntos Fuzzy competem indicar a possibilidade e não a probabilidade, de tal afirmação estar correta.

Um conjunto Fuzzy X é uma classe de objetos com um grau contínuo de pertinência ou certeza. Esse conjunto é caracterizado por uma função de pertinência que atribui a cada elemento de X um grau de associação que varia de $0 \leq \mu_x(x) \leq 1$, ou seja, cada elemento do conjunto Fuzzy é caracterizado por $[x, \mu_x(x)]$.

Tome-se dois conjuntos Fuzzy, por exemplo, JOVENS e VELHOS e o elemento Paiva. Paiva pertence ao conjunto VELHOS com um grau de pertinência ou certeza de 0,64 e, ao conjunto JOVENS com um grau de pertinência de 0,48, ou seja, em VELHOS temos o elemento $[Paiva, \mu(Paiva)=0,64]$.

No gráfico a seguir, temos uma representação não usual, na lógica clássica, do conjunto ordinário VELHOS. Na função descontínua que representa este conjunto, o elemento Paiva pertence completamente ou não a este conjunto.

Já para o conjunto Fuzzy VELHOS (no mesmo gráfico) temos uma função contínua de pertinência, onde o elemento em análise tem um grau de pertinência de 0,64, que é a possibilidade e não a probabilidade dele pertencer a este conjunto.



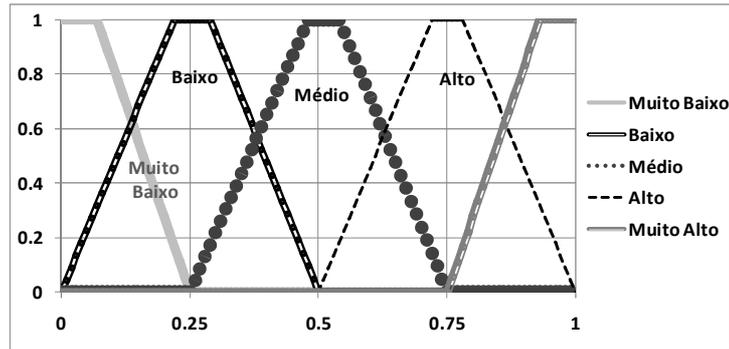
As noções de união, interseção, complemento e etc., assim como as propriedades dos conjuntos ordinários são estendidas aos conjuntos Fuzzy. As operações entre conjuntos Fuzzy são realizadas entre funções que representam a pertinência dos elementos.

Sejam A e B dois conjuntos Fuzzy com funções de pertinência μ_A e μ_B , respectivamente; as operações de união, interseção e complemento são definidas através das funções de pertinência: (1) União: $\mu_{A \cup B}(x) = \max\{\mu_A(x), \mu_B(x)\}$; (2) Interseção: $\mu_{A \cap B}(x) = \min\{\mu_A(x), \mu_B(x)\}$; (3) Complemento: $\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_A(x)$. Outros operadores são: (1) Concentração: $\text{com}(A) = \mu_A(x)^2$; (2) Dilatação: $\text{dil}(A) = \mu_A(x)^{0,5}$.

4.1 “FUZZIFICAÇÃO” E “DEFUZZIFICAÇÃO”

Em um sistema Fuzzy, a entrada de dados pode ser um valor preciso (quando deriva de um processo de medição) ou um conjunto Fuzzy (geralmente quando provém de um observador humano ou na forma de uma base de dados, como, por exemplo, os questionários). Para adequar a entrada ao sistema, faz-se a fuzzificação, que é o processo de transformação das variáveis de entrada em graus de pertinência, produzindo uma interpretação ou qualificação das mesmas. O processo de fuzzificação consiste em associar a um vetor lingüístico (por exemplo, muito baixo, baixo, médio, alto e muito alto) os possíveis valores dos parâmetros de entrada (graus de pertinência) para se produzir um conjunto *fuzzy* que retrate a imprecisão do problema sob análise, isto é, realize um mapeamento dos dados de entrada.

Em algumas aplicações é necessário o processo de defuzzificação, que consiste em obter um vetor lingüístico associado ao vetor de graus de pertinência. Existem vários métodos de defuzzificação, entre eles, o centro dos máximos que utiliza o valor típico de cada termo com base nos dados tratados, e a escala desenvolvida por Curry (1999), mostrada no gráfico a seguir, onde, temos para o eixo Y os graus de certeza dos termos lingüísticos (por exemplo: Muito Baixo ou Muito Ruim) relacionados ao grau de pertinência resultante das operações Fuzzy no eixo X.



Para um grau de pertinência de 0,07 da variável, por exemplo, temos um grau de certeza de 100% do termo lingüístico Muito Baixo e 25% do termo Baixo, enquanto que, para um grau de pertinência de 0,625 temos um grau de certeza de 60% do termo Médio e também de 60% do termo lingüístico Alto.

Algumas das vantagens da Lógica Fuzzy são a flexibilidade no tratamento de variáveis qualitativas e/ou quantitativas, a facilidade de implementação computacional, e ainda, a minimização dos custos inerentes às fases de modelagem e implantação de seus algoritmos.

Na área de transporte encontram-se os seguintes estudos que utilizaram esta metodologia: (1) Desenvolvimento de uma Metodologia de Distribuição de Viagens; (2) Avaliação de Desempenho Ambiental de Sistemas de Transportes Públicos; (3) Aplicação da Lógica Fuzzy para a Melhoria da Mobilidade Urbana Focada no Usuário.

5 MODELOS COM AUTÔMATOS CELULARES

O Jogo da Vida (*"Game of Life"*) de John Conway ou *"Life"*, como ficou conhecido, imortalizou o conceito de Autômatos Celulares. No *"Life"*, o espaço celular é composto de uma grade quadrada regular bidimensional, onde a vizinhança das células consiste de seus oito vizinhos imediatos, isto é, quatro vizinhos ortogonais e quatro vizinhos diagonais. Qualquer célula pode estar viva (*"on"*) ou morta (*"off"*) e, há apenas duas regras simples para uma célula tornar-se viva ou morrer. Uma célula morta torna-se viva se há exatamente três células vivas imediatamente adjacentes à mesma. Uma célula permanece viva se há duas ou três células vivas nas suas adjacências, senão ela morre. Isto significa que uma célula morre de isolamento ou superpopulação. Apesar da simplicidade das regras, este jogo suporta a geração de inumeráveis padrões de comportamento dinâmico.

Este *"game"* demonstrou que mesmo nos mais simples Autômatos Celulares (CA), padrões globais complexos emergem diretamente da aplicação de regras locais, e é exatamente esta propriedade de complexidade emergente que torna os CA tão fascinantes e, o uso de seus modelos tão atrativos.

Nos últimos anos, os conceitos de Autômatos Celulares têm sido utilizados para modelar fenômenos físicos e urbanos. Neste tipo de modelo, o espaço é representado por um mosaico de células, geralmente de tamanhos e formatos

idênticos. Sobre cada célula de um Autômato Celular são aplicadas regras de transição que determinam quando e porque o estado de uma célula se altera. A dinâmica de aplicação das regras de transição em um Autômato Celular é semelhante à de um filtro espacial; a cada intervalo de tempo todas as células são avaliadas e, quando for o caso, modificadas para um novo estado.

As mudanças geradas por Autômatos Celulares são estritamente locais, isto é, baseadas nas vizinhanças de cada célula. Nesta perspectiva, pode-se dizer que sua aplicação é eficiente em processos em que a ordem global emerge de ações locais e descentralizadas. É essencial salientar o papel decisivo que a formulação do espaço como uma entidade celular representou para as realizações no campo de simulações urbanas.

5.1 O ESPAÇO

O espaço é o conceito chave na geografia e, por extensão, na Ciência da Informação Espacial (Modelagem Espacial). Tradicionalmente, se distinguem os conceitos de espaço absoluto e espaço relativo. Espaço absoluto é um container de coisas e eventos, uma estrutura para localizar pontos, trajetórias e objetos, enquanto que, espaço relativo é o espaço constituído pelas relações espaciais entre coisas e eventos

Em muitos fenômenos geográficos, os objetos estabelecem relações entre si que independem das relações espaciais típicas, como as topológicas, as direcionais e as de distância. Estes fenômenos geralmente incluem relações como: (1) fluxo de pessoas ou materiais; (2) conexões funcionais de influência; (3) comunicação; (4) acessibilidade e outras. Um exemplo de espaço relativo é o caso de fluxo de pessoas pela rede de transporte coletivo de uma cidade. A relação entre a origem e o destino é estabelecida com base em relações de conectividade e acessibilidade, entre outras.

Como uma extensão dos conceitos de espaço absoluto e relativo surge o conceito de espaço próximo (Couclelis, 1997), baseado na noção de vizinhança associada, que conduz também ao conceito de proximidade funcional ou área de influência. O conceito de vizinhança é facilmente visualizado em representações matriciais do espaço (imagens formadas por pixels)

Por exemplo, filtros espaciais, para manipulação de imagens e disponíveis em GIS, utilizam a noção de espaço próximo de forma limitada. No filtro espacial, o estado de uma célula (um pixel de uma imagem) pode ser modificado com base nos estados das demais células em sua vizinhança, definidos através de uma máscara.

5.2 O TEMPO

Conceitualmente, pode-se representar o tempo através de diferentes estruturas, com base em três aspectos da representação: granularidade (instante, intervalo ou período), variação temporal (contínuo ou discreto) e ordem temporal (linear, ramificado ou cíclico).

A ordem temporal refere-se ao modo como o tempo flui. No tempo linear considera-se que o tempo flui seqüencialmente. No tempo ramificado, múltiplos pontos podem ser os sucessores ou antecessores imediatos de um mesmo ponto. O tempo cíclico é utilizado para modelar eventos e processos recorrentes.

Com relação à variação temporal, a contínua é usada em processos que demandam medidas de tempo com níveis arbitrários de precisão, enquanto que, a discreta é usada quando o tempo é medido em certos pontos ou intervalos e a variação é descontínua entre estes pontos.

As diferentes granularidades de um sistema temporal conduzem à definição de instante e intervalo de tempo. Um instante de tempo representa um ponto particular no tempo, um intervalo é o tempo decorrido entre dois instantes e um período consiste de uma seqüência de intervalos de tempo.

5.3 MODELOS DINÂMICOS

Neste item descrevem-se rapidamente alguns modelos dinâmicos, tendo claro que o principal interesse se refere ao Modelo Dinâmico Espacial, especificamente os que utilizam Autômatos Celulares.

5.3.1.1 Cadeias de Markov

Cadeias de Markov são modelos matemáticos usados para descrever processos estocásticos e podem ser denotadas por:

$$\Pi(t+1) = P^n * \Pi(t)$$

onde $\Pi(t)$ é o estado do sistema no tempo t , $\Pi(t+1)$ é o estado do sistema após o intervalo $t+1$ e P^n são os estados passíveis de acontecer, que são representados em matrizes de possibilidades de transição. Essas matrizes de transição representam a possibilidade de um determinado estado i permanecer o mesmo ou mudar para o estado j durante o intervalo de tempo $t \rightarrow t+1$. As probabilidades de transição são usualmente derivadas de amostras relativas a certo intervalo de tempo. Cadeias de Markov de 1ª ordem assumem que o estado futuro do sistema depende apenas do seu estado presente e das possibilidades de transição, sendo independente da trajetória que o levou àquele estado (estados em um tempo $t-1$). Este modelo não ignora o passado, mas assume que toda a informação do passado está concentrada no presente estado do sistema.

Algumas vantagens e desvantagens deste tipo de modelo são: A) Vantagens: (1) a simplicidade operacional e matemática do modelo; (2) não necessita de grande quantidade de dados antigos para prever o futuro; B) Desvantagens: (1) as probabilidades de transição não mudam com o tempo, o que o caracteriza como um processo estacionário; (2) faz previsões de processos estacionários, mas não consegue explicar o fenômeno.

5.3.1.2 Modelos Logísticos de Difusão

Modelos Logísticos são utilizados para descrever matematicamente fenômenos em que as variáveis, inicialmente, apresentam variações em um ritmo lento, depois o ritmo de variações se intensifica, voltando a reduzir-se até que o nível de saturação seja atingido. Este modelo leva em conta as interações temporais entre as variáveis do sistema, podendo ser expresso por:

$$dP/dt = r * P[(U - P)/U]$$

onde P é a variável de um fenômeno de crescimento ao longo do tempo t, como aumento da população, por exemplo; r é a taxa de crescimento e U uma função de crescimento. Os Modelos de Difusão enfatizam a velocidade do processo e permitem a inclusão de variáveis relacionadas às causas do fenômeno.

O processo de espalhamento em Modelos de Difusão pode se dar por expansão ou realocação. Nos Modelos de Difusão por Expansão a informação ou material se espalha de uma região para outra, permanecendo na região original. Nos Modelos de Difusão por Realocação os objetos se movem para novas regiões, abandonando as áreas originais.

Modelos de difusão não explicam as causas de um fenômeno, embora possam integrar variáveis ecológicas e sócio-econômicas. Sua maior contribuição está na predição do comportamento futuro do fenômeno. Quanto à dimensão espacial, o modelo em si não a incorpora, mas ela pode ser introduzida através da integração deste modelo com um GIS.

5.4 MODELOS DINÂMICOS ESPACIAIS

Modelos Espaciais Dinâmicos descrevem a evolução de padrões espaciais de um sistema ao longo do tempo. O tempo, por sua vez, é considerado como constituído de sucessivos intervalos discretos, onde cada intervalo pode corresponder, em alguns casos, a um conjunto de anos, ou referir-se a períodos anuais em outros casos.

Uma das abordagens para o desenvolvimento de Modelos de Simulação Dinâmica Espacial é representar o espaço como uma matriz de células e aplicar as equações matemáticas a cada uma das células da matriz simultaneamente. Cada célula do modelo está conectada com suas células vizinhas, de tal forma que é possível estabelecer um fluxo entre células adjacentes (Modelos Autômatos Celulares).

Esta configuração do modelo simplifica o mecanismo de predições do sistema porque, por exemplo, se uma célula tem três vizinhos com estado x, é altamente provável que o estado desta célula venha a ser x também. Este raciocínio simplista pode ser aperfeiçoado em regras de transição.

O modelo pode ser aperfeiçoado pela incorporação de processos de tomada de decisões. Modelos que incorporam este mecanismo são chamados modelos baseados em regras. As regras de tomada de decisão são representadas através de abstrações muito semelhantes àquelas que ocorrem na mente humana.

Os primeiros modelos urbanos de CA eram baseados em procedimentos metodológicos simples. Funções de transição, como restrições de coerência de vizinhança (Phipps, 1989) ou regras Booleanas (Couclelis, 1985), eram utilizadas no modelo. Mais tarde, sucessivos refinamentos passaram a ser incorporados nestes modelos, a exemplo da adoção de regras de transição dinâmicas (Deadman et al. 1993), as quais poderiam se alterar com a concomitante mudança das condições e políticas da região em estudo.

Os modelos de CA são comumente divididos em teóricos e empíricos, mas esta fronteira tende a ser bastante nebulosa. Alguns modelos de CA podem ser chamados de híbridos, pois sua estrutura interna concilia teoria e empirismo. Modelos teóricos podem ser entendidos como aqueles cuja gama de suposições, premissas e equações explicativas do comportamento do sistema são definidas “a priori”; por outro lado, os empíricos apóiam-se nos dados disponíveis para emitir conclusões sobre o sistema “a posteriori”, empregando métodos estatísticos empíricos ou mesmo simples regras determinísticas.

Há atualmente cerca de vinte ou mais aplicações de CA a cidades (Batty, 2000), incluindo um vasto repertório temático e metodológico. Alguns estudos realizados no Brasil foram: (1) Simulação e Prognóstico de Mudanças do Uso do Solo Urbano em Bauru – SP; (2) Projeção do Uso do Solo em Função da Rede Viária de Transporte – Campinas – SP; (3) Mudanças de Uso da Terra em Áreas Urbanas para as Cidades de Bauru e Piracicaba – SP.

A utilização dos modelos de CA é vantajosa porque eles: (1) fornecem uma estrutura não sobrecarregada com suposições teóricas e, que, é aplicável a um espaço representado como uma grade; (2) são flexíveis, pois lidam com os mais diversos processos dinâmicos do mundo real; (3) apresentam uma incrível simplicidade operacional; (4) geram uma dinâmica que pode reproduzir processos tradicionais de mudanças por difusão; (5) contém complexidade suficiente para simular mudanças inesperadas e surpreendentes; (6) podem ser vinculados a um amplo espectro de teorias, tais como, caos, emergência, fractais, criticalidade auto-organizável, etc., bem como a sistemas especialistas, redes neurais artificiais e aprendizagem evolucionária. Já uma das limitações de modelos urbanos de CA é a de que, em alguns casos, eles contribuíram relativamente pouco do ponto de vista teórico.

6 RECOMENDAÇÕES

Buscamos, neste item, identificar dentro da gama de modelos e metodologias analisadas, o que pode representar avanço no processo de pesquisa e modelagem atuais (Modelo 4 Etapas), levando em conta fatores como comprovação da eficácia do modelo, dificuldades de implementação e compatibilidade com modelos e matrizes anteriores.

Com base nestes critérios, optamos por manter a estruturação atual de desenvolvimento dos modelos de transporte - Modelo 4 Etapas - na Região Metropolitana de São Paulo, deixando para o futuro aplicações baseadas em

Algoritmos Genéticos, Autômatos Celulares e Redes Neurais, merecedoras de atento acompanhamento, mas ainda incipientes para utilização na área de transporte. Dentro desta perspectiva, propomos alterações na atual metodologia de desenvolvimento do Modelo 4 Etapas e alguns usos específicos de outros modelos.

Modelo 4 Etapas

Para a etapa de **Geração de Viagens** sugerimos substituir o modelo de Regressão Tradicional pelo modelo de Regressão Espacial. Os modelos de geração de viagens urbanos são baseados essencialmente em variáveis socioeconômicas, comprovadamente relacionadas espacialmente.

Como já observado, quando existe correlação espacial (dependência espacial entre as observações), a estrutura espacial deve ser incorporada ao modelo, uma vez que ela altera o poder explicativo das variáveis. Por isso, modelos que não consideram a influência do espaço não são os mais adequados, pois não representam as verdadeiras relações entre as variáveis, podendo induzir a erros, principalmente de projeção temporal. A regressão espacial incorpora no modelo a dependência espacial entre os dados, melhorando seu poder preditivo.

Existem 2 tipos básicos de modelagem que permitem incorporar o efeito espacial: a forma Global e a forma Local, já descritos no item 4.1.2 - Regressão Espacial, que devem ser utilizados de acordo com a heterogeneidade espacial dos dados.

Para aprofundamento deste tipo de modelagem, além do item 4.1.2 do presente trabalho, podemos indicar os seguintes estudos: (1) Silva, A. R., Yamashita Y. – Análise da Matriz de Proximidade Espacial para Problemas de Transporte – Universidade de Brasília – Programa de Pós-Graduação em Transportes; (2) Lopes, S. B. – Efeitos da Dependência Espacial em Modelos de Previsão de Demanda por Transporte – Mestrado, 2005 – Engenharia de São Carlos – Universidade de São Paulo; (3) Pitombo, C. S., Sousa, A. J. – Aplicação de Conceitos Geoestatísticos para Análise de Geração de Viagens Urbanas – Departamento de Engenharia de Minas, Instituto Superior Técnico, Universidade Técnica de Lisboa; (4) Loureiro, C. F. G. e Silva, H. N. – Engenharia de Transportes – Universidade Federal do Ceará e Carvalho, L. E. X. – Brown University – Metodologia de Análise de Regressão Geograficamente Ponderada Aplicada ao Fenômeno das Viagens Intermunicipais; (5) Carvalho, L. E. X. – Brown University, Silva, H. N. e Loureiro, C. F. G. – Engenharia de Transportes – Universidade Federal do Ceará, e Meneses, H. B. – Centro Federal de Educação Tecnológica do Ceará – Regressão Linear Geograficamente Ponderada em Ambiente SIG

Para as etapas de **Distribuição de Viagens** e **Divisão Modal** propomos manter as metodologias atuais, respectivamente Modelo Gravitacional e Modelo Logit Multinomial baseado em funções de utilidade.

Para a elaboração destas funções (Divisão Modal), habitualmente utilizam-se dados de Preferência Revelada, que são aqueles coletados no mundo real (dados da pesquisa OD, por exemplo). Isto pode representar dificuldades caso se deseje realizar estudos envolvendo uma nova opção de transporte, por exemplo.

A Preferência Declarada (declarações de indivíduos sobre suas preferências), quando realizada para cenários hipotéticos, permite explorar novas questões; no entanto, em muitos casos, resultam em funções de utilidade discrepante da realidade.

Com o objetivo de obter funções de utilidade mais “universais”, que permitam avaliar novas situações, propomos que a **função utilidade** seja gerada a partir de Preferência Declarada, “**calibrada**” **pela Preferência Revelada**. Utilizamos situações reais para “calibrar” as preferências dos indivíduos, obtendo parâmetros para calibração das questões hipotéticas.

Para aprofundamento da metodologia de Preferência Declarada, além do item 3.4, podemos sugerir os trabalhos: (1) Brandão Filho, J. E. Loureiro, C. F. G. - Departamento de Engenharia de Transportes da Universidade Federal do Ceará; Cavalcante, R. A. - Agência Reguladora de Serviços Públicos Delegados do Estado do Ceará - Metodologia de Planejamento de Pesquisas de Preferência Declarada Aplicadas em Estudos Comportamentais de Transporte Público Intermunicipal de Passageiros; (2) Larrañaga, A. M.; Nodari, C. T. - Uso de Técnicas de Preferência Declarada na Avaliação da Substituição do Carro pelo Ônibus - Laboratório de Sistemas de Transportes do Programa de Pós-graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal do Rio Grande do Sul; (3) Brito A. N.; Strambi O. - Análise de Características Relacionadas à Variação do Valor do Tempo de Viagem de Motoristas usando Técnicas de Preferência Declarada - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo; (4) Brito, A. N. - Aplicação De um Procedimento Usando Preferência Declarada para Estimativa do Valor do Tempo de Viagem de Motoristas em Escolha entre Rotas Rodoviárias Pedagiadas e Não Pedagiadas - Mestrado, 2007 - Escola Politécnica da Universidade de São Paulo.

Para a etapa de Alocação de Viagens propomos manutenção da metodologia de estratégia ótima, implementada no software EMME, levando em conta as recomendações do item 5 deste relatório, quanto à alocação de viagens de transporte coletivo.

Quanto a usos específicos de outros modelos, propomos: (1) a utilização do **Diário de Atividades** para compreensão de mudanças comportamentais das famílias que estão impactando nas viagens de transporte coletivo e, (2) a **Lógica Fuzzy** e/ou a **Krigagem** para a homogeneização de dados das subzonas de uma mesma zona OD; mesmo sem garantia estatística, a subzona é a granulação espacial utilizada para elaboração dos modelos de transporte da Região Metropolitana de São Paulo.

Diário de Atividades

Nos últimos 30 anos importantes alterações foram gestadas na estrutura familiar de nossa sociedade, que, combinadas à disponibilidade de algum dinheiro – aumento da renda familiar da população – estão gerando mudanças do padrão de viagens, observadas, ainda que de maneira circunstancial, no pico da tarde.

Para que se compreenda melhor este comportamento propomos uma análise detalhada do perfil destas viagens (ver ítem 5 deste relatório, referente à matriz de viagens do pico da tarde) e, a realização de uma pesquisa Diário de Atividades com uma amostragem de usuários das linhas da CPTM, que identifique como as viagens diárias estão sendo alteradas por variações nos comportamentos e relações familiares.

Também para a OD 2017 e outras vindouras, propomos a aplicação do Diário de Atividades em uma pequena parcela da amostra da pesquisa, o que permitirá compreender os mecanismos de mudanças através dos tempos.

Para aprofundamento da metodologia de Diário de Atividades, além do item 3.2, sugerimos os seguintes trabalhos: (1) Arruda, F. S. – Aplicação de Um Modelo Baseado em Atividades para Análise da Relação Uso do Solo e Transporte no Contexto Brasileiro – Doutorado, 2005 – Engenharia de São Carlos – Universidade de São Paulo; (2) Arruda, F. S. – Consultora de Transportes, Brasília; Silva A. N. R. – Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo; Timmermans H. – Urban Planning Group, Eindhoven University of Technology. Eindhoven, Netherland – Estudo Exploratório para Aplicação de Modelos de Transportes Baseados em Atividades no Brasil; (3) Arruda, F. S., Silva, A. N. R. – Diários de Atividades: Uma Metodologia Alternativa de Coleta de Dados para Planejamento de Transportes – Engenharia de São Carlos – Universidade de São Paulo, XVIII ANPET; (4) Dalmaso, R. C., Identificação e Caracterização de Grupos de Indivíduos Segundo Padrões de Sequências de Atividades Multidimensionais – Mestrado, 2009 – Escola Politécnica da Universidade de São Paulo; (5) Pitombo, C. S. – Estudo de Relações entre Variáveis Socioeconômicas, de Uso do Solo, Participação em Atividades e Padrões de Viagens Encadeadas Urbanas – Doutorado, 2007 – Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo; (6) Pitombo, C. S.; Kawamoto, E. – Escola de Engenharia de São Carlos; Strambi, O. – Escola Politécnica – Relações entre Participação em Atividades, Características Socioeconômicas, Uso Do Solo e Padrões De Viagens Urbanas – Universidade de São Paulo; (7) Pitombo, C. S.; Kawamoto, E. – Escola de Engenharia de São Carlos; Strambi, O. – Escola Politécnica – Relações entre Participação em Atividades, Características Socioeconômicas, Uso Do Solo e Padrões De Viagens Urbanas – Universidade de São Paulo.

Lógica Fuzzy, e/ou a Krigagem

O zoneamento da área a ser pesquisada pela Pesquisa OD da Região Metropolitana de São Paulo é definido principalmente a partir da homogeneidade do uso do solo, o que acarreta certo padrão de geração e atração de viagens. As amostras da pesquisa são sorteadas a partir deste zoneamento de acordo com critérios estatísticos.

Partindo da hipótese da homogeneidade destas zonas, subzonas de uma mesma zona não devem ter informações com grandes discrepâncias. Isto, no entanto, pode ocorrer à medida que os dados de cada subzona são obtidos das ocorrências do processo de amostra internamente a subzona. Para amenizar este problema podemos utilizar métodos de Análise Espacial, especificamente a Lógica Fuzzy ou a Krigagem.

Na utilização da Lógica Fuzzy devemos definir funções que aplicadas a subzonas adjacentes de uma mesma zona, amenizarão possíveis distorções. Estas funções podem, por exemplo, atuar minimizando diferenças a partir de um patamar definido e, ser mais incisivas na compatibilização dos dados quanto maior for a discrepância entre as subzonas.

Para aprofundamento de estudo da metodologia da Lógica Fuzzy, além do item 4.4 – Modelos com aplicação de lógica “FUZZY” – indicamos os seguintes trabalhos: (1) Alves, G. K. A., Sinay, M. C. F. – A Lógica Fuzzy na Avaliação de Desempenho Ambiental de Sistemas de Transportes Públicos – X Simpósio de Pesquisa Operacional e Logística – SPOLM 2007; (2) Sucena, M. P., Silva V. L., Pereira A. L., Portugal, L. S. – Uma Aplicação da Lógica Fuzzy para a Melhoria da Mobilidade Urbana Focada no Usuário – XII Simpósio de Engenharia de Produção – SIMPEP, 2005; (3) Zadeh, L. A. Fuzzy Sets: Information and Control, 8, pp 338-353, 1965.

Na utilização da Krigagem (uma metodologia mais complexa) faz-se a redistribuição espacial do dado para toda a Região Metropolitana, através de funções matemáticas direcionais, obtidas do conjunto de amostras. Este processo matemático tende a corrigir problemas entre subzonas da mesma zona, assim como do processo amostral baseado nas zonas.

Para aprofundamento da metodologia de Krigagem, além do item 4.1.2.2 – Regressão Espacial – Efeitos Locais - podemos sugerir os trabalhos: (1) Felgueiras, C. A.; Druck, S.; Monteiro, A. M. V. – Análise Espacial de Superfícies: O Enfoque da Geoestatística por Indicação – Livro “on line” da Divisão de Processamento de Imagens do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, INPE; (2) Pitombo, C. S., Sousa, A. J. – Aplicação de Conceitos Geoestatísticos para Análise de Geração de Viagens Urbanas – Departamento de Engenharia de Minas, Instituto Superior Técnico, Universidade Técnica de Lisboa

7 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Almeida, C. M. – **Modelagem da Dinâmica Espacial como uma Ferramenta Auxiliar ao Planejamento: Simulação de Mudanças de Uso da Terra em Áreas Urbanas para as Cidades de Bauru e Piracicaba (Sp), Brasil** – Doutorado 2003 – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, INPE.

Almeida, C. M., Câmara G., Monteiro, A. M. V., Soares, B. S., Cerqueira, G. C. – **Modelos Celulares de Dinâmicas Espaço-Temporais: Aplicações em Estudos Urbanísticos** – INPE.

Almeida, C. M., Monteiro, A. M. V., Câmara G. – **Modelos de Simulação e Prognósticos de Mudanças de Uso do Solo Urbano: Instrumento para o Subsídio de Ações e Políticas Públicas Urbanas** – XI Encontro Nacional da Associação Nacional de Pós-Graduação e Pesquisa em Planejamento Urbano e Regional – ANPUR - 2005

Alves, G. K. A., Sinay, M. C. F. – **A Lógica Fuzzy Na Avaliação De Desempenho Ambiental De Sistemas De Transportes Públicos** – X Simpósio de Pesquisa Operacional e Logística – SPOLM 2007

Andréasson, I. **A Method for the Analysis of Transit Networks**. Second European Congress on Operations Research, Amsterdam, North-Holland, 1976.

Aragón, F, R. C.; Leal, J. E. – **Alocação de Fluxos de Passageiros em uma Rede de Transporte Público de Grande Porte Formulado como um Problema de Inequações Variacionais** – Departamento de Engenharia Industrial, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, 2003.

Arruda, F. S. – **Aplicação de Um Modelo Baseado em Atividades para Análise da Relação Uso do Solo e Transporte no Contexto Brasileiro** – Doutorado, 2005 – Engenharia de São Carlos – Universidade de São Paulo.

Arruda, F. S. – **Aplicação de um Modelo Baseado em Atividades para Análise da Relação Uso do Solo e Transportes no Contexto Brasileiro** – Doutorado, 2005 – Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo.

Arruda, F. S. – Consultora de Transportes, Brasília; Silva A. N. R. – Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo; Timmermans H. – Urban Planning Group, Eindhoven University of Technology. Eindhoven, Netherland – **Estudo exploratório para aplicação de modelos de transportes baseados em atividades no Brasil**.

Arruda, F. S., Silva, A. N. R. – **Diários de Atividades: Uma Metodologia Alternativa de Coleta de Dados para Planejamento de Transportes** – Engenharia de São Carlos – Universidade de São Paulo, XVIII ANPET.

Batty, M. Less is more, more is different: complexity, morphology, cities and emergence. **Environment and Planning B**: 27, 1-2, 2000.

Bez, E. T. – Universidade do Vale do Itajaí; Gonçalves, M. B. – Universidade Federal de Santa Catarina – **Utilização da Regressão de Erros Absolutos na Calibração de Modelos de Distribuição de Viagens** – XX ANPET 2006

Brandão Filho, J. E.; Loureiro, C. F. G. - Departamento de Engenharia de Transportes da Universidade Federal do Ceará; Cavalcante, R. A. - Agência Reguladora de Serviços Públicos Delegados do Estado do Ceará – **Metodologia de Planejamento de Pesquisas de Preferência Declarada Aplicadas em Estudos Comportamentais de Transporte Público Intermunicipal de Passageiros**

Breiman, L.; Friedman, J. H.; Olshen, R. A.; Stone, C. J. **Classification and Regression Trees**. Wadsworth, Belmont, CA. 1984

Brito A. N.; Strambi O. – **Análise de Características Relacionadas à Variação do Valor do Tempo de Viagem de Motoristas usando Técnicas de Preferência Declarada** – Escola Politécnica da Universidade de São Paulo.

Brito, A. N. – **Aplicação De um Procedimento Usando Preferência Declarada para Estimativa do Valor do Tempo de Viagem de Motoristas em Escolha entre Rotas**

Rodoviárias Pedagiadas e Não Pedagiadas – Mestrado, 2007 – Escola Politécnica da Universidade de São Paulo.

Brusdon, C.; Fotheringham, A. S.; Charlton, M.E. **Geographically weighted regression: a method for exploring spatial nonstationarity**. *Geographical Analysis*, 28(4): 281-298, 1996.

Bruynooghe A., Gibert A. and Sakarovitch M. **Une méthode d'affectation du traffic**. Proceedings of fourth symposium on the theory of traffic flow (Karlsruhe), 1968.

Bunster, J.P. **Tratamiento de líneas comunes en modelos de asignación de viajes a redes de transporte público**. Dissertação de Mestrado em Ciências da Engenharia, Escuela de Ingeniería, Pontificia Universidad Católica de Chile, 1986

Câmara, G.; Carvalho, M. S.; Cruz, O. G.; Correa, V. – **Análise Espacial de Áreas** – Livro “on line” da Divisão de Processamento de Imagens do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, INPE.

Camargo, E. C. G.; Fucks, S. D.; Câmara, G. – **Análise Espacial de Superfícies** – Livro “on line” da Divisão de Processamento de Imagens do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, INPE.

Campos, V. B. G. – **Planejamento de Transportes: Conceitos e Modelos de Análise** – Instituto Militar de Engenharia, IME.

Carneiro, L. G. P. L. – **Desenvolvimento de uma Metodologia para Previsão de Demanda de Passageiros para o Transporte Rodoviário Interestadual por Ônibus** – Mestrado, 2005 – Departamento de Engenharia Civil, Faculdade de Tecnologia da Universidade de Brasília.

Carvalho, L. E. X. – Brown University, Silva, H. N. e Loureiro, C. F. G. – Engenharia de Transportes – Universidade Federal do Ceará, e Meneses, H. B. – Centro Federal de Educação Tecnológica do Ceará – **Regressão Linear Geograficamente Ponderada em Ambiente SIG**

Cavalcante, R. A. – **Estimativa das Penalidades Associadas com os Transbordos em Sistemas Integrados de Transporte Público** – Mestrado, 2002 – Universidade Federal do Rio de Janeiro.

COUCLELIS, H. Cellular worlds: A framework for modelling micro-macro dynamics. **Environment and Planning**, v. 17, n. 5, p. 585-596, 1985.

Couclelis, Helen. **Space, time, geography. Geographical Information Systems: principles, techniques, management, and applications**. 2d ed., eds. Paul Longley, Michael Goodchild, David Maguire, and David Rhind Vol. 1. New York: Wiley, 29-38, 1999.

Kass, G. **An exploratory technique for investigating large quantities of categorical data**. *Applied Statistics*, 29(2), pp. 119-127, 1980.

Dalmaso, R. C., **Identificação e Caracterização de Grupos de Indivíduos Segundo Padrões de Sequências de Atividades Multidimensionais** – Mestrado, 2009 – Escola Politécnica da Universidade de São Paulo.

Deadman, P.; Brown, R. D.; Gimblett, P. Modelling rural residential settlement patterns with cellular automata. **Journal of Environmental Management**, v. 37, p. 147-160, 1993.

De Cea, J. & Fernández, E. **Comportamiento de los viajeros y modelos de asignación de equilibrio en redes de transporte público**. *Apuntes de Ingeniería*, 50, 5-20, 1993-I.

De Cea, J. & Fernández, E. **Transit Assignment for Congested Public Transport Systems: An Equilibrium Model**. Transportation Science, 27(2), 133-147, 1993 -II

Deus, L. R.; Sanches, S. P. – **Influência da Forma Urbana Sobre o Comportamento de Viagens Urbanas** – Engenharia Urbana da Universidade Federal de São Carlos - CAMINHOS DE GEOGRAFIA - revista on line, 2009.

Dial, R.B. **Transit Pathfinder Algorithm**. Highway Research Record, 205, 67-85, 1967.

Dial, R.B. **A Probabilistic Multipath Traffic Assignment Model which obviates Path Enumeration**. Transportation Research, 5, pp. 83-111, 1971.

Felgueiras, C. A.; Druck, S.; Monteiro, A. M. V. – **Análise Espacial de Superfícies: O Enfoque da Geoestatística por Indicação** – Livro “on line” da Divisão de Processamento de Imagens do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, INPE.

Ferreira, E. A.– **Um Método de Utilização de Dados de Pesquisa Embarque/Desembarque na Calibração de Modelos de Distribuição do Tipo Gravitacional** – Mestrado, 1999 – Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo.

Flores, M. M. N. – **Modelos Integrados de Uso do Solo, Transporte e Desenvolvimento Econômico: Um Estudo Teórico Visando a Aplicação a Projetos de Transporte Empreendimento** – Mestrado, 2002 – Engenharia Civil e Ambiental da Faculdade de Tecnologia da Universidade De Brasília

Gendrau, M. **Étude approfondie d'un modèle d'équilibre pour l'affectation des passagers dans les réseaux de transport en commun**. Publication 384, Centre de recherche sur les transports, Université de Montréal, Canadá, 1984.

Guerra, C. – **Otimização Paramétrica de Estruturas Treliçadas por Algoritmos Genéticos** – Mestrado, 2008 – Engenharia Mecânica da Universidade Federal do Rio Grande do Sul.

Hägerstrand, T. **What about people in regional science?** Papers of the Regional Science Association, 24, 7-21, 1970.

Hasselström, D. **Public Transportation Planning – A Mathematical Programming Approach**. Ph. D Thesis, Department of Business Administration, University of Gothenburg, Sweden, 1981.

Jammal, M. F.; Raia Junior, A. A. – **A Importância dos Requisitos de Qualidade do Transporte Coletivo Urbano na Escolha Modal** – Engenharia Urbana da Universidade Federal de São Carlos.

Kühlkamp, N. – Matemática; Ulysséa Neto, I. – Engenharia Civil – **Modelos de Oportunidades Intervenientes de Distribuição de Viagens: Um Novo Método de Calibração do Modelo de Schneider** – Universidade Federal de São Carlos – Revista Transportes vol. XI – 2003.

Lampkin, W. & Saalmans, P.D. **The Design of Routes, Service Frequencies and Schedules for a Municipal Bus Undertaking: A case study**. Operation Research Quarterly, 18, 375-397, 1967.

Larrañaga, A. M.; Nodari, C. T. – **Uso de Técnicas de Preferência Declarada na Avaliação da Substituição do Carro pelo Ônibus** – Laboratório de Sistemas de Transportes do Programa de Pós-graduação em Engenharia de Produção da Universidade Federal do Rio Grande do Sul.

Lemes, D. C. S. S. – **Geração e Análise do Cenário Futuro como um Instrumento do Planejamento Urbano e de Transportes** – Mestrado, 2005 – Engenharia Civil da Universidade Federal de Uberlândia.

Lopes, D. L. – **Viabilidade do Uso de Modelos Sintéticos Integrados de Uso do Solo e Transportes: Estudo de Aplicação à Cidade de São Paulo** – Mestrado, 2003 – Escola Politécnica da Universidade de São Paulo.

Lopes, S. B. – **Efeitos da Dependência Espacial em Modelos de Previsão de Demanda por Transporte** – Mestrado, 2005 – Engenharia de São Carlos – Universidade de São Paulo.

Loureiro, C. F. G. e Silva, H. N. – Engenharia de Transportes – Universidade Federal do Ceará e Carvalho, L. E. X. – Brown University – **Metodologia de Análise de Regressão Geograficamente Ponderada Aplicada ao Fenômeno das Viagens Intermunicipais**.

Modelística – **TRANUS: Integrated Land Use and Transport Modeling System - General Description**.

Novaes, A. G. **Modelos em Planejamento Urbano, regional e de Transportes**. Edgard Blucher, Ltda, São Paulo, 1982.

Ortúzar, J. de D.; Willunsen, L. G. **Modelling Transport**. John Wiley & Sons, Chichester, 1994, 2001.

Ortúzar, J. D. **Modelos econométricos de elección discreta**. Chile: Ediciones Universidad Católica de Chile, 2000. 249 p, 2000.

Pacheco, E. A.; Drohomerecki, E.; Cardoso, P. A. – **A Decisão do Modal de Transporte através da Metodologia AHP na Aplicação da Logística Enxuta: Um Estudo de Caso** – Pontifícia Universidade Católica do Paraná – IV Congresso Nacional de Excelência em Gestão, agosto de 2008.

Pedrosa, B. M., Câmara G. – **Modelagem Dinâmica e Geoprocessamento** – Livro “on line” da Divisão de Processamento de Imagens do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, INPE.

Phipps, M. Dynamical behaviour of cellular automata under constraints of neighbourhood coherence.21, pp. 197-215, 1989.

Pinto E., Fook, K. D., Monteiro A. M., Câmara G. – **Modelagem de Dinâmicas Espaciais com Autômatos Celulares** – Divisão de Processamento de Imagens do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, INPE.

Pitombo, C. S. – **Análise do Comportamento Subjacente ao Encadeamento de Viagens Através do Uso de Minerador de Dados** – Mestrado, 2003 – Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo

Pitombo, C. S. – **Estudo de Relações entre Variáveis Socioeconômicas, de Uso do Solo, Participação em Atividades e Padrões de Viagens Encadeadas Urbanas** – Doutorado, 2007 – Engenharia de São Carlos da Universidade de São Paulo.

Pitombo, C. S., Sousa, A. J. – **Aplicação de Conceitos Geoestatísticos para Análise de Geração de Viagens Urbanas** – Departamento de Engenharia de Minas, Instituto Superior Técnico, Universidade Técnica de Lisboa.

Pitombo, C. S.; Kawamoto, E. – Escola de Engenharia de São Carlos, Quintanilha, J. A. – Escola Politécnica – **Investigação da Influência do Uso do Solo e das Características**

Socioeconômicas na Sequência de Deslocamentos dos Industriários na Região Metropolitana de São Paulo – Universidade de São Paulo.

Pitombo, C. S.; Kawamoto, E. – Escola de Engenharia de São Carlos; Strambi, O. – Escola Politécnica – **Relações entre Participação em Atividades, Características Socioeconômicas, Uso Do Solo e Padrões De Viagens Urbanas** – Universidade de São Paulo.

Quinlan, J. R. **Learning efficient classification procedures and their application to chess end games.** In R.S. Michalski, J.G. Carbonell, and T.M. Mitchell, eds., Machine Learning - An Artif. Intell. Approach, pp. 463- 482. Tioga, Palo Alto, CA, 1983.

Quinlan, J. R. **C4.5: Programs for Machine Learning.** San Mateo, CA: Morgan Kaufmann, 1993.

Sampaio, C. C. D. – **Determinação De Uma Rede Ótima De Transporte Utilizando Algoritmo Genético** – Mestrado, 2004 – Faculdade de Tecnologia, Engenharia Civil e Ambiental da Universidade De Brasília, 2004.

Scarassatti, D. F. – **Modelagem Dinâmica na Projeção de Uso do Solo em função da Rede Viária de Transportes** – UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS – FACULDADE DE ENGENHARIA CIVIL, ARQUITETURA E URBANISMO, 2007

Silva, A. R., Yamashita Y. – **Análise da Matriz de Proximidades Espacial para Problemas de Transporte** – Universidade de Brasília – Programa de Pós-Graduação em Transportes.

Spieß, H. **On optimal route choice strategies in transit networks.** Publication 286, Centre de Recherch sur les Transports, Université de Montréal, 1983.

Spieß, H. and Florian, M. **Optimal Strategies: A New Assignment Model for Transit Networks.** Transportation Research B, Vol. 23B, No.2, 83-102, 1989

Sucena, M. P., Silva V. L., Pereira A. L., Portugal, L. S. – **Uma Aplicação da Lógica Fuzzy para a Melhoria da Mobilidade Urbana Focada no Usuário** – XII Simpósio de Engenharia de Produção – SIMPEP, 2005

TOBLER, W. R. **'Cellular geography'**. In: **Philosophy in Geography.** In: GALE, S.; OLSSON, G., (eds.) Dordrecht, Holland, D Reidel Publishing Company. . pp. 379-386, 1979.

Tomé, P. T. F.; Bez, E. T.; Buss, T.; Carrilho, D. L.; Bessa Júnior, J.E.; Oliveira Neto, F. M.; Paula, F. S. M.; Loureiro, C. F. G. – **Modelos de Previsão de Demanda: Uma Aplicação no Transporte Rodoviário Interestadual de Passageiros por Ônibus na Região Sul do Brasil** – XX ANPET, 2006

Torres, A. C. S. – **Determinação de Rotas Ótimas de Ônibus Urbano Utilizando Algoritmo Genético** – Mestrado, 2003 – Engenharia Civil, Faculdade de Tecnologia da Universidade de Brasília.

Wardrop, J.G. **Some Theoretical Aspects of Road Traffic Research.** Proceedings of the Institution of Civil Engineers, Part II, Volume I, pp. 325-362, 1952.

Wu, J.H.; Florian, M. & Marcotte, P. **Transit equilibrium assignment: a model and solution algorithms.** Transportation Science, 28(3), 1994.

Zadeh, L. A. **Fuzzy Sets.** Information and Control, 8, pp 338-353, 1965.

Zignani, R. C. – **Avaliação da Escolha de Rota dos Motoristas Frente à Cobrança de Pedágio e Rodovias de Qualidades Distintas** – Mestrado, 2007 – Engenharia de Produção da Universidade Federal do Rio Grande do Sul.