

# MODELOS CELULARES DE DINÂMICAS ESPAÇO-TEMPORAIS: APLICAÇÕES EM ESTUDOS URBANÍSTICOS

**Cláudia Maria de Almeida**  
**Gilberto Câmara Netto**  
**Antônio Miguel Vieira Monteiro**  
**Britaldo Silveira Soares-Filho**  
**Gustavo Coutinho Cerqueira**  
**Michael Batty**

## 1 INTRODUÇÃO

Esforços no sentido de uma compreensão mais profunda sobre fenômenos naturais de dimensões espaço-temporais, com fins a representá-los sob a forma de modelos espaciais dinâmicos, constituem-se em uma das mais instigantes, senão mais férteis, e promissoras agendas de pesquisa no atual estado da arte de Geotecnologias.

Tradicionalmente, o corrente estágio tecnológico de Geoprocessamento ainda enfatiza a representação de fenômenos espaciais no computador de forma estática. Isto se deve ao fato de que a principal abstração utilizada em Sistemas de Informação Geográfica (SIG) é o mapa. No entanto, um significativo conjunto de fenômenos espaciais, tais como escoamento de água da chuva, planejamento urbano e dispersão de sementes, entre outros, são inerentemente dinâmicos, e as representações estáticas utilizadas em SIG não os capturam de forma adequada. Deste modo, um dos grandes desafios da Ciência da Geoinformação é o desenvolvimento de técnicas e abstrações que sejam capazes de representar adequadamente fenômenos dinâmicos (Câmara et al., 2002).

A princípio, é necessário que se façam alguns esclarecimentos quanto a terminologias no âmbito de modelagem propriamente dita. Um *modelo* pode ser entendido como a representação de um sistema, a qual pode se dar através de várias linguagens: matemática, lógica, física, analógica, icônica, gráfica etc., e segundo uma ou mais teorias (Novaes, 1981). Um *sistema* é um conjunto de partes ou subsistemas interconectados, apresentando interdependência entre os componentes e seus atributos (Chadwick, 1973). Por sua vez, a *teoria* pode ser definida como sendo um conjunto de idéias, postulados, relações causais etc., que formam um todo coerente, desenvolvido com o intuito de explicar um grupo de fatos ou fenômenos, estabelecendo leis fundamentais, relações sistemáticas e princípios gerais (Novaes, 1981).

De acordo com Batty (1976), o processo de modelagem relaciona-se diretamente com o método científico, uma vez que nele conjeturam-se hipóteses, as quais são refutadas por experimentos, por novas observações, e sobretudo, por *insights*.

Em termos de função, podem-se elencar as seguintes tipologias de modelos (Novaes, 1981):

- **modelo descritivo:** o seu objetivo é tão somente entender a estrutura do sistema;
- **modelo explorativo:** é um modelo descritivo que envolve a análise paramétrica de diversos estados, através da variação dos elementos do sistema e de suas relações, sem que haja atuação externa sobre ele;
- **modelo preditivo:** é um modelo explorativo que envolve a variável tempo, incluindo a projeção de alguns elementos básicos (no caso específico de modelagem urbana, esses elementos podem ser população, renda, relação veículos/pessoa etc.);
- **modelo operacional:** é um modelo que dispõe de relações sobre as quais o operador possa introduzir fatores exógenos atuantes, de forma a modificar o comportamento do sistema.

Pode-se afirmar assim, que o objetivo geral dos modelos dinâmicos em SIG é realizar a simulação numérica de processos do mundo real em que o estado de uma localização na superfície terrestre muda em resposta a variações em suas forças direcionadoras (Burrough, 1998).

No caso particular dos modelos de simulação de dinâmicas urbanas, cujas funcionalidades reportam-se sobretudo àquelas dos modelos preditivo e operacional, o objetivo é o de oferecer meios explícitos de exploração e visualização das conseqüências de estratégias alternativas para o desenvolvimento do ambiente urbano.

## **2 BREVE HISTÓRICO SOBRE MODELOS URBANOS**

Os modelos urbanos, assim como aqueles existentes nas demais áreas de Ciências Aplicadas (Ecologia, Geografia, Epidemiologia etc.), surgiram com caráter reconhecidamente quantitativo, e portanto, desvinculados de recursos que possibilitassem a representação espacial dos seus resultados.

Desenvolvimentos pioneiros em modelagem urbana aparecem nos Estados Unidos no final dos anos 50 sob a forma de modelos de planejamento de transportes, onde o aumento de congestionamentos devido à crescente propriedade de veículos automobilísticos nas décadas de 40 e 50, o aparecimento de computadores e o surgimento do que se convencionou denominar “Revolução Quantitativa” nas Ciências Sociais (Sociologia, Geografia, Economia, Ciências Políticas, Planejamento Urbano) haviam reunido as premissas necessárias para experimentações nesse âmbito de pesquisa (Batty, 1976).

A essa primeira linhagem, por assim dizer, de modelos genuinamente quantitativos e compartimentalizados (especializados em temáticas de planejamento de transportes, mercado imobiliário habitacional etc.), seguiu-se uma geração de abordagens mais integradoras em modelagem (1970-1986), as quais, diferentemente da setorialização empreendida pela geração anterior, concebiam o crescimento urbano como um todo, isto é, considerando simultaneamente os aspectos de uso do solo, planejamento de transportes, loteamentos habitacionais, mercado de trabalho, dentre outros.

Em que pese as iniciativas das mesmas em integralizar diferentes dimensões do crescimento urbano e de refinamento do seu instrumental matemático, avanços na representação espacial ocorreriam somente no final dos anos 80, quando modelos ancorados no conceito de autômatos celulares (os quais concebem o espaço como uma grade de células com relações de vizinhança contígua) passaram a ser extensivamente aplicados para estudos de dinâmicas urbanas.

Os autômatos celulares, ou “cellular automata” (CA) como são conhecidos no meio científico internacional, são compostos por quatro elementos básicos (Batty et al., 1997):

- células – são objetos do universo de modelagem que podem assumir diferentes formas (quadrada, retangular, hexagonal) e dimensões (uni, bi ou tridimensional), os quais devem manifestar algum tipo de adjacência ou proximidade entre si;
- estados – atributo único (discreto) apresentado por cada célula em um intervalo de tempo considerado;
- vizinhança – podem assumir diferentes formatos (cruz ou vizinhança de von Neumann; janela 3x3 ou vizinhança de Moore etc.) e seus estados e configurações condicionarão a mudança ou a permanência dos estados atuais das células sob sua influência;
- regras de transição – determinam ou não as mudanças de estado das células a cada instante de tempo (passo ou iteração). As regras são uniformes e aplicam-se indistintamente a toda célula, estado ou vizinhança. É importante salientar que toda mudança de estado é local, o que implica dizer, a princípio, que não há ação à distância.

Modelos de autômatos celulares tornaram-se popular em inúmeros ramos do conhecimento científico, encontrando aplicabilidade em áreas como Ecologia, Biologia, Epidemiologia, Termodinâmica, Hidrologia, Meteorologia, dentre outras. Isto se explica em grande parte pelo fato de que essas abstrações são de fácil manuseio computacional e apreensão lógica, capazes de gerar dinâmicas que replicam processos tradicionais de mudanças por difusão, mas que ao mesmo tempo, contêm complexidade suficiente para simular padrões inusitados e surpreendentes como aqueles encontrados em fenômenos emergentes.

Pode-se afirmar que modelos baseados em CA têm a sua origem na Geografia Quantitativa, devido em grande parte ao trabalho de Waldo Tobler que, durante os anos 70, atuava na Universidade de Michigan, onde Arthur Burks e o seu Grupo de Lógica da Computação procuravam aplicar as teorias sobre auto-reprodutibilidade das máquinas, propostas durante as décadas de 20 e 30 por precursores da computação digital, Alan Turing e John von Neumann, sendo este último ex-professor e colega de Burks. O próprio Tobler propôs modelos de espaço celular para o desenvolvimento da cidade de Detroit, mas em 1979 ele começou a efetivamente explorar a aplicabilidade de modelos de autômatos propriamente ditos em sistemas geográficos, o que culminou com o seu famoso artigo “Cellular Geography”. Nos anos 80, em Santa Barbara, Couclelis influenciada por Tobler continuou essas especulações até o final da década, quando então as aplicações de autômatos começaram a se consolidar e passaram a ser dotadas de aprimoramentos conceituais, como as noções de fractais, entropia, criticalidade etc (Batty et al., 1997).

A década de 90 presenciou sucessivos refinamentos nos modelos urbanos de autômatos celulares, que passaram a incorporar dimensões ambientais, sócio-econômicas e políticas, e conseguiram enfim articular níveis analíticos de micro e macro-escala (Phipps e Langlois, 1997; White e Engelen, 1997; White et al., 1998).

Segundo Batty (2000), há atualmente cerca de pouco mais de vinte aplicações urbanas de modelos de autômatos celulares, entre as quais citam-se intra-migração e segregação social (Portugali et al., 1997), otimização locacional de atividades comerciais (Benati, 1997), expansão da malha viária (Batty e Xie, 1997), crescimento urbano (Clarke et al., 1997) e transições de uso do solo urbano (Phipps e Langlois, 1997; White e Engelen, 1997; White et al., 1998; Almeida et al., 2002).

### **3 PRINCIPAIS LINHAS DE MODELAGEM CELULAR EM ESTUDOS URBANÍSTICOS**

Muito embora as propostas iniciais para a utilização de autômatos celulares em modelagem urbana tenham enfatizado o seu uso pedagógico para a demonstração de como padrões globais emergem de ações locais, um número crescente de modelos têm sido desenvolvidos visando a outros tipos de experimentações, tais como parâmetros fractais, teoria do caos, auto-organização etc. (White, 1985; Batty e Longley, 1986 e 1994; White e Engelen, 1993; Portugali et al., 1997), e a investigações de caráter prático.

Fundamentalmente, modelos de CA simulam processos de mudança ou crescimento baseados na premissa de vizinhanças estritamente locais, onde as transições ocorrem única e simplesmente em função do que acontece na vizinhança imediata de uma dada célula. Nesse sentido, inexistente ação à distância, pois a dinâmica inerente aos autômatos e que produz fenômenos emergentes em nível global é inteiramente um produto de decisões locais, as quais desconsideram tudo o que se passa além da vizinhança reconhecidamente imediata (Batty, 2000).

Modelos pioneiros, tais como o desenvolvido para Detroit (Tobler, 1979) ou o modelo comportamental de empreendedores imobiliários para Los Angeles (Couclelis, 1989), apresentavam um caráter integralmente pedagógico, pois embora fossem baseados em casos reais, destinavam-se meramente a indagações teóricas afeitas às cidades em estudo. Com o passar do tempo, a crescente atratividade dessas abordagens, de um lado, e o enorme interesse por SIG, de outro, levaram a uma profusão de modelos de autômatos voltados a aplicações práticas em questões urbanas. Em decorrência disto, o princípio da observância à vizinhança estritamente local em CA foi inevitavelmente flexibilizado, e os modelos daí decorrentes são melhor denominados como modelos celulares ou de espaço celular e não mais como modelos de autômatos celulares (Albin, 1975).

Desde o começo da década de 90, produziram-se mais de vinte aplicações práticas significativas de modelos celulares em estudos urbanos, sendo que em todos os casos, as vizinhanças locais foram generalizadas para regiões ou macro-regiões, e a problemática do ajuste entre o processo de desenvolvimento urbano implícito por estes modelos e os dados disponíveis para alimentá-los tem sido pouco explorada (Schock, 2000).

Especificamente em termos de modelos celulares voltados à simulação de mudanças de uso do solo urbano, há atualmente inúmeras variações no que tange ao ajuste entre seus mecanismos de simulação e os dados de entrada, podendo-se identificar três abordagens distintas. A primeira delas diz respeito aos modelos mais tradicionais, tais como aqueles desenvolvidos por White e Engelen (1993, 1997, 1998) para Cincinnati e outras cidades americanas, bem como para a ilha caribenha de Santa Lúcia, onde os parâmetros de modelagem são dimensionados a partir de equações determinísticas envolvendo os dados existentes em cada caso. A segunda abordagem, de forma contrária, parametriza os modelos por meio de procedimentos heurísticos, através de análises comparativas entre diferentes resultados preliminares de simulação. Essa linha foi seguida por Clarke et al. (1997, 1998) nos seus vários modelos de crescimento de regiões metropolitanas nos Estados Unidos. Finalmente, a terceira abordagem constitui-se em um dos mais promissores métodos de parametrização, pois é totalmente voltada aos dados disponíveis nas aplicações em estudo, mas se utiliza de procedimentos contemporâneos para ajuste de padrões, tais como redes neurais (Wu, 1998; Xia e Yeh, 2000) e aprendizado evolucionário ou algoritmos genéticos (Papini et al., 1998).

No item a seguir, será apresentado um estudo de caso prático em modelagem de transição do uso do solo urbano para a cidade de Bauru, localizada no oeste do Estado de São Paulo. Seu tecido urbano foi convertido em uma grade com resolução de 100 x 100 (m), e probabilidades de transição do uso do solo foram calculadas para cada célula dessa grade através do método estatístico “pesos de evidências”, e levando-se em consideração informações relacionadas à infra-estrutura e a aspectos socioeconômicos da cidade. As probabilidades então obtidas alimentaram um modelo de autômatos celulares – DINAMICA – concebido pelo Centro de Sensoriamento Remoto da Universidade Federal de Minas Gerais (CSR-UFMG), baseado em algoritmos de transição estocásticos. Diferentes resultados de simulação para a cidade em estudo

foram gerados para o período 1979-1988, e testes espaciais de validação estatística foram então conduzidos para os melhores resultados, empregando-se um procedimento de ajuste por múltiplas resoluções.

#### 4 APLICAÇÃO DE UM MODELO DE AUTÔMATOS CELULARES EM UM ESTUDO PRÁTICO: O CASO DE BAURU

A cidade de Bauru nasceu originariamente como um nóculo de entroncamento ferro-modal durante a expansão do ciclo cafeeiro no século XIX, que trouxe como uma de suas principais conseqüências, a ocupação interiorana do oeste do Estado. Dotada de forte dinamismo econômico e acentuada presença do setor terciário, Bauru é hoje um exemplo de pólo de desenvolvimento regional que materializa os efeitos de “booms” urbanizatórios em vista dessa sua condição histórica estratégica.

Esses surtos de crescimento urbano vieram acompanhados de processos especulativos, ocasionando a formação de uma mancha urbana descontínua, isto é, intermediada por vazios (Figura 1), caracterizada predominantemente por baixas densidades de ocupação e fortemente condicionada por um nucleamento de loteamentos de baixo e alto padrão, de forma aureolar, em torno da mancha urbana principal.

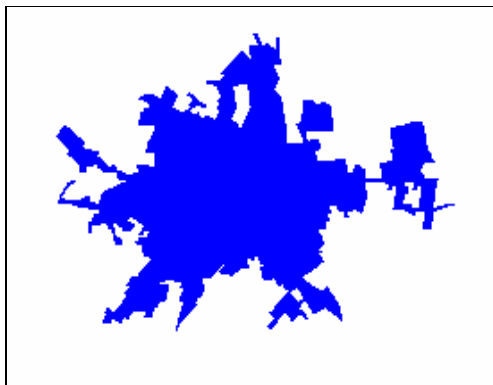


Fig. 1. Malha urbana de Bauru em 1979 (à esquerda), e em 1988 (à direita).

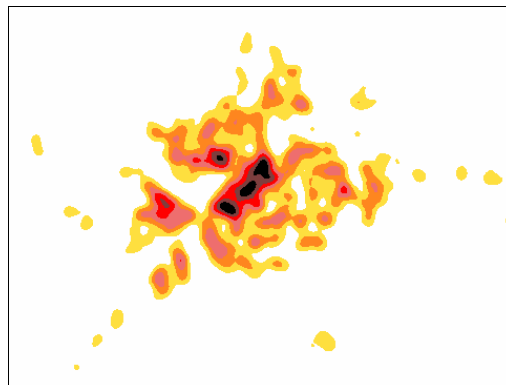
##### 4.1 ANÁLISE EXPLORATÓRIA DOS DADOS E SELEÇÃO DE VARIÁVEIS

Dentre as variáveis elencadas para a alimentação do modelo, e que se referem a aspectos socioeconômicos e de infra-estrutura de Bauru, apenas algumas são apresentadas na seqüência (Figuras 2 a 5), pois o número total de variáveis disponíveis para a condução deste experimento excedeu a quarenta. Inicialmente, essas variáveis, sob a forma de mapas ou “layers”, foram vetorizados no AutoCAD 14, sendo posteriormente exportados para o SPRING (SIG de domínio público, desenvolvido pela Divisão de Processamento da Imagem do Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais – DPI-INPE) como arquivo com extensão DXF, onde se submeteram a um processamento preliminar (edição vetorial, reconhecimento de polígonos, associação de classes,

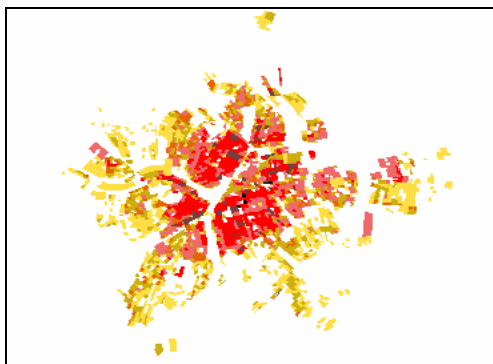
confeção de mapas de distâncias, elaboração de estimadores de densidade para pontos Kernel etc.).



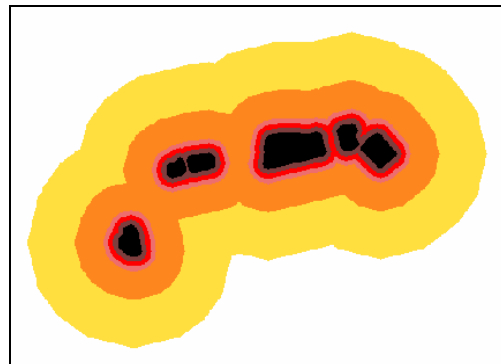
**Fig. 2. Rede de Água, Bauru (1979).**



**Fig. 3. Est. Kernel- Comércio, Bauru (1979).**



**Fig. 4. Densidade Ocup., Bauru (1979).**



**Fig. 5. Distâncias a Indústrias, Bauru (1979).**

O método estatístico “pesos de evidências”, a ser empregado neste experimento, é inteiramente baseado no “Teorema de Bayes” ou da probabilidade condicional, o qual pressupõe a independência de eventos. Assim sendo, um dos primeiros procedimentos na análise exploratória dos dados refere-se à verificação de dependência entre os mapas de variáveis.

Para tanto, foram utilizados o Índice de Cramer e o “Joint Information Uncertainty” (Bonham-Carter, 1994), os quais operam com valores reais e percentuais, respectivamente, de áreas de sobreposição entre diferentes categorias de dois mapas entre si, destinando-se a avaliar a existência de dependência ou associação espacial entre ambos. Isto foi feito de forma seletiva, isto é, apenas para todas as possíveis combinações de pares de mapas que dizem respeito a um mesmo tipo de transição do uso do solo urbano. O “Joint Information Uncertainty”, ao trabalhar com valores

relativos de áreas de sobreposição, tende a ser mais robusto que o Índice de Cramer, pois evita o risco de tendenciosidade representado por valores absolutos de áreas.

Uma relação completa dos mapas de variáveis adotados para o experimento, com seus respectivos códigos, são apresentados na Tabela 1. Os valores do Índice de Cramer ( $V$ ) e do “Joint Information Uncertainty” ( $JIU$ ), obtidos para todas as combinações de pares de mapas selecionados para explicar um mesmo tipo de transição, estão na Tabela 2.

**Tabela 1. Relação de códigos e significados das variáveis.**

<b>CÓDIGO</b>	<b>SIGNIFICADO</b>
<b>agua</b>	<i>Área coberta pela rede de atendimento de água.</i>
<b>dens_mda</b>	<i>Faixa de densidade média-alta de ocupação da quadra (25% a 40%).</i>
<b>conj_hab</b>	<i>Presença de conjuntos habitacionais.</i>
<b>com_kern</b>	<i>Distâncias a faixas de concentração de estabelecimentos comerciais, estabelecidas pelo estimador Kernel.</i>
<b>dist_ind</b>	<i>Distâncias ao uso industrial.</i>
<b>dist_res</b>	<i>Distâncias ao uso residencial.</i>
<b>pol_res</b>	<i>Distâncias a loteamentos residenciais periféricos, isolados da mancha urbana principal.</i>
<b>clas_inst</b>	<i>Distâncias a equipamentos institucionais periféricos, isolados da mancha urbana principal.</i>
<b>vias_exist</b>	<i>Distâncias à rede de principais vias existentes.</i>
<b>eixo_simp</b>	<i>Distâncias ao eixo de serviços e corredor industrial.</i>
<b>vias_plan</b>	<i>Distâncias às principais vias de acesso planejadas.</i>
<b>vias_perf</b>	<i>Distâncias às vias periféricas que atravessam áreas não loteadas.</i>

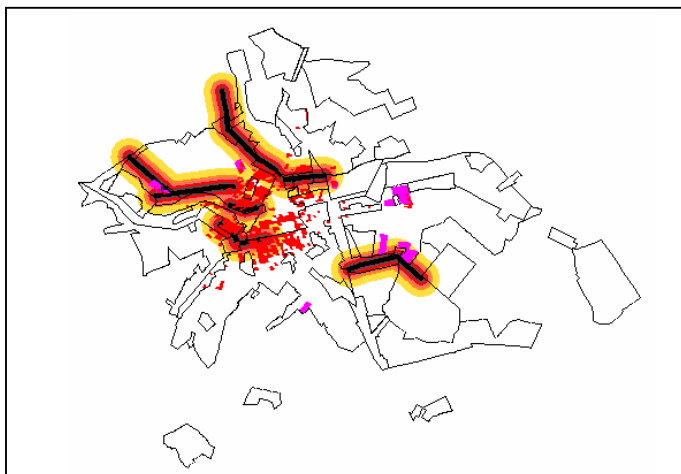
Os critérios adotados para se avaliar se uma variável é ou não independente de outra são de certa forma empíricos. Segundo Bonham-Carter (1994), valores inferiores a 0,5 tanto para o Índice de Cramer ( $V$ ) quanto para o “Joint Information Uncertainty” ( $JIU$ ) sugerem menos dependência ou associação espacial do que o contrário. Neste experimento em particular, todos os valores são inferiores a **0,45** para o Índice de Cramer, e a **0,35** para o “Joint Information Uncertainty”. Apenas o valor de associação entre “*dist\_res x com\_kern*” se aproximou destes limites, todavia não os ultrapassando. Dessa forma, essas variáveis foram mantidas para análise conjunta em um mesmo tipo de transição.

Na prática, a análise exploratória também inclui a seleção de variáveis por métodos empíricos, baseados na visualização em tela de distintos mapas sobrepostos aos limites do mapa de uso do solo final, recurso este possibilitado pelo SPRING (Figura 6).



**Tabela 2. Associação espacial entre variáveis.**

<b>VARIÁVEL A</b>	<b>VARIÁVEL B</b>	<b>ÍNDICE DE CRAMER (V)</b>	<b>“JOINT INFORMATION UNCERTAINTY “ (JIU)</b>
<i>agua</i>	<i>eixo_simp</i>	0,3257	0,0767
	<i>conj_hab</i>	0,0460	0,0018
<i>dens_mda</i>	<i>vias_plan</i>	0,2617	0,0701
	<i>vias_perf</i>	0,0201	0,0003
<i>conj_hab</i>	<i>vias_plan</i>	0,1174	0,0188
	<i>vias_perf</i>	0,0480	0,0047
	<i>dist_res</i>	0,4129	0,3447
	<i>pol_res</i>	0,1142	0,0310
<i>com_kern</i>	<i>clas_inst</i>	0,1218	0,0520
	<i>vias_exist</i>	0,2685	0,1499
	<i>eixo_simp</i>	0,2029	0,1100
	<i>vias_perf</i>	0,0434	0,0064
<i>dist_ind</i>	<i>eixo_simp</i>	0,1466	0,0477
<i>dist_res</i>	<i>eixo_simp</i>	0,2142	0,1002
	<i>clas_inst</i>	0,1487	0,0559
<i>pol_res</i>	<i>vias_exist</i>	0,0592	0,0077
	<i>vias_perf</i>	0,1733	0,0553
<i>clas_inst</i>	<i>vias_exist</i>	0,0601	0,0102
	<i>vias_perf</i>	0,0765	0,0238
<i>vias_exist</i>	<i>vias_perf</i>	0,0239	0,0020
<i>vias_plan</i>	<i>vias_perf</i>	0,0247	0,0030



**Fig. 6.** Figura exemplificativa da sobreposição de distintos mapas de variáveis, existentes na cidade de Bauru em 1979, ao mapa de limites de uso do solo final (1988), visando de forma empírica à seleção de variáveis para a transição “uso residencial – zona mista”. Os fatiamentos de distâncias referem-se às principais vias de acesso planejadas; os blocos em lilás, à presença de conjuntos habitacionais; e os polígonos em vermelho, às áreas com densidade de ocupação média-alta (25% a 40%).

#### 4.2 CÁLCULO DAS TAXAS DE TRANSIÇÃO

Foram empregadas oito categorias de zonas de uso do solo para a condução do experimento de modelagem em questão: residencial, comercial, industrial, institucional, serviços, zona mista, lazer/recreação e uso não-urbano. A zona mista congrega os usos residencial, comercial e de serviços. A zona de lazer e recreação, à sua vez, inclui as grandes áreas verdes urbanas, como parques, hortos, etc. Apenas cinco transições de uso do solo, discriminadas na Tabela 3, foram detectadas.

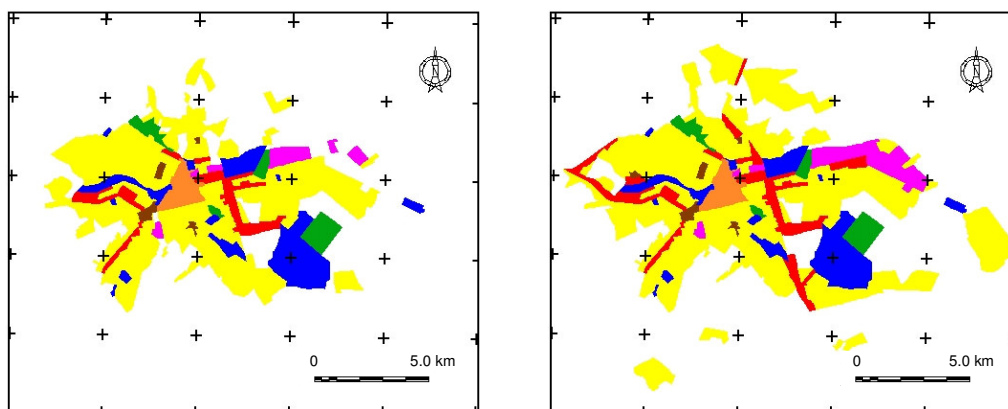
**Tabela 3.** Relação de códigos e significados das transições de uso do solo detectadas.

CÓDIGO	SIGNIFICADO DA TRANSIÇÃO DE USO
<i>NU_RES</i>	<i>Não-Urbano para Residencial</i>
<i>NU_IND</i>	<i>Não-Urbano para Industrial</i>
<i>NU_SERV</i>	<i>Não-Urbano para Serviços</i>
<i>RES_SERV</i>	<i>Residencial para Serviços</i>
<i>RES_MIST</i>	<i>Residencial para Zona Mista</i>

Para o cálculo das taxas ou percentuais de transição do uso (Tabela 4), foi realizada a tabulação cruzada entre os mapas de uso do solo inicial e final (Figura 7).

Para a elaboração dos mapas de uso do solo, procedimentos preliminares de generalização foram adotados, como:

- ajuste das zonas de uso em função do uso predominante e efetivamente existente (ex.: zona tida como industrial, porém com poucos estabelecimentos industriais e majoritariamente ocupada por loteamentos habitacionais, foi reclassificada para residencial);
- generalização de zonas semelhantes para uma única categoria (ex.: zonas de uso residencial de diferentes densidades são reclassificadas como zonas residenciais apenas; zonas de uso especial e de equipamentos institucionais passam a ser enquadradas como zonas de uso institucional etc.);
- adoção de oito categorias básicas de (zonas de) uso do solo: residencial, comercial, industrial, serviços, institucional, zona mista, lazer/recreação e uso não-urbano;
- exclusão de distritos isolados da mancha urbana, situados a uma distância maior de 10km do perímetro urbano oficial;
- desconsideração do sistema viário.



**Fig. 7. Mapas de uso do solo urbano de Bauri em 1979 (à esquerda) e em 1988 (à direita). O amarelo representa o uso residencial; o laranja, comercial; o lilás, industrial; o azul, institucional; o vermelho, serviços; o marrom, zona mista; o verde, lazer/recreação; e o branco, uso não-urbano.**

Convém salientar que, devido à aleatoriedade do algoritmo de transição utilizado pelo programa DINAMICA, no qual este experimento foi conduzido, os percentuais previstos pela matriz de transições nem sempre são atingidos. É válido igualmente realçar que, para os casos de estimativa de taxas de transição em prognósticos, o modelo Markoviano deve ser usado.

**Tabela 4. Matriz de transições do uso do solo urbano para Bauru no período 1979 – 1988.**

	<i>Não-Urbano</i>	<i>Residenc.</i>	<i>Comercial</i>	<i>Industrial</i>	<i>Institucional</i>	<i>Serviços</i>	<i>Zona Mista</i>	<i>Lazer/Recr.</i>
<i>Não-Urbano</i>	0,9171331	0,0697519	0	0,0095301	0	0,0035848	0	0
<i>Residenc.</i>	0	0,9379833	0	0	0	0,0597520	0,0022647	0
<i>Comercial</i>	0	0	1,0000000	0	0	0	0	0
<i>Industrial</i>	0	0	0	1,0000000	0	0	0	0
<i>Institucional</i>	0	0	0	0	1,0000000	0	0	0
<i>Serviços</i>	0	0	0	0	0	1,0000000	0	0
<i>Zona Mista</i>	0	0	0	0	0	0	1,0000000	0
<i>Lazer/Recr.</i>	0	0	0	0	0	0	0	1,0000000

### 4.3 CÁLCULO DAS PROBABILIDADES DE TRANSIÇÃO DAS CÉLULAS

O cálculo das probabilidades de transição de uso do solo das células, conforme exposto ao final do Item 3, utilizou-se do método “pesos de evidências”, o qual é inteiramente baseado no “Teorema de Bayes”, que trata da probabilidade condicional, isto é, a probabilidade de um evento ocorrer, dado que outro evento, independente do primeiro, já ocorreu.

Para melhor entender a construção desse método, pode-se tomar o exemplo no próprio âmbito de dinâmicas urbanas, relativo à propensão para se encontrar a transição de uso não-urbano para uso residencial (*R*) em face da ocorrência prévia de um padrão binário (*A*), que pode se referir, por exemplo, à área atendida por rede de água .

A probabilidade para se encontrar a transição *R* em vista da presença da evidência, ou seja, do padrão binário *A* (rede de atendimento de água), é dada por:

$$P\{R/A\} = \frac{P\{R \cap A\}}{P\{A\}}, \quad (1)$$

onde  $P\{R/A\}$  é a probabilidade condicional de ocorrência da transição não-urbano - residencial dada a presença do padrão binário *A*, e  $\{R \cap A\}$  é igual à probabilidade de ocorrência de *R* e *A* conjuntamente. Para se obter uma expressão relacionando-se a probabilidade a posteriori de ocorrência da transição *R* em termos de probabilidade a priori, pode-se afirmar que a probabilidade condicional do padrão binário *A*, dada a presença da transição *R*, é definida por:

$$P\{A/R\} = \frac{P\{A \cap R\}}{P\{R\}}, \quad (2)$$

Como  $P\{A \cap R\}$  é o mesmo que  $P\{R \cap A\}$ , tem-se:

$$\boxed{P\{R/A\} = \frac{P\{R\} \cdot P\{A/R\}}{P\{A\}}} \quad (3)$$

As equações acima apresentadas podem ser expressas sob a forma de *odds*. *Odds* são definidos como a razão da probabilidade que um evento irá ocorrer pela probabilidade de que ele não irá ocorrer. Os métodos de pesos de evidências usam os logaritmos naturais dos *odds*, conhecidos por *log odds* ou *logits*. Para se clarificar essa abordagem, a Equação n° 3 será exemplificativamente convertida para *odds*. Para tanto, basta dividir-se os dois lados da equação por  $P\{\bar{R}/A\}$ :

$$\boxed{\frac{P\{R/A\}}{P\{\bar{R}/A\}} = \frac{P\{R\} \cdot P\{A/R\}}{P\{\bar{R}/A\} \cdot P\{A\}}} \quad (4)$$

Pelas definições de probabilidade condicional, chega-se à seguinte fórmula:

$$\boxed{\frac{P\{R/A\}}{P\{\bar{R}/A\}} = \frac{P\{R\} \cdot P\{A\} \cdot P\{A/R\}}{P\{\bar{R}\} \cdot P\{A\} \cdot P\{A/\bar{R}\}}} \quad (5)$$

Substituindo os devidos termos da equação acima por *odds*, tem-se que:

$$\boxed{O\{R/A\} = \frac{O\{R\} \cdot O\{A/R\}}{O\{A/\bar{R}\}}} \quad (6)$$

onde  $O\{R/A\}$  é o odds condicional (a posteriori) de  $R$  dado  $A$ ,  $O\{R\}$  é o *odds* a priori de  $R$  e  $P\{A/R\} / P\{A/\bar{R}\}$  é conhecido como razão de suficiência ou *sufficiency ratio* (*LS*). Nos métodos de pesos de evidências, calcula-se o logaritmo natural de ambos os lados da equação anterior, e o  $\log_e LS$  é denominado *peso positivo de evidência*  $W^+$ . Assim:

$$\boxed{\logit\{R/A\} = \logit\{R\} + W^+} \quad (7)$$

Tratamentos algébricos semelhantes levam à derivação de uma expressão de *odds* para a probabilidade condicional de R, dada a ausência do padrão binário A, como sendo:

$$O \{R/\bar{A}\} = O \{R\} \cdot \frac{P \{\bar{A}/R\}}{P \{\bar{A}/\bar{R}\}} \quad (8)$$

O termo  $P\{\bar{A}/R\} / P\{\bar{A}/\bar{R}\}$  é chamado de razão de necessidade ou *necessity ratio* (LN). Com a extração do logaritmo natural de ambos os termos da equação, tem-se:

$$\text{logit} \{R/\bar{A}\} = \text{logit} \{R\} + W \quad (9)$$

onde o  $\log_e LN$  é denominado *peso negativo de evidência* W. Convém mencionar que LS e LN são também denominadas razões de probabilidade. Quando há correlação positiva entre a classe de uso e o padrão, LS é maior do que 1, ao passo que LN situa-se no intervalo [0,1]. Se o padrão apresentar correlação negativa com a classe de uso, LN será maior do que 1, e LS encontrar-se-á no intervalo [0,1]. Caso o padrão seja totalmente descorrelacionado com a classe de uso, então  $LS=LN=1$ , e a probabilidade condicional (a posteriori) de ocorrência da classe de uso igualar-se-á à probabilidade a priori, isto é, a presença ou a ausência do padrão não afetarão a probabilidade de ocorrência dessa classe.

Da mesma forma,  $W^+$  será positivo e W, negativo, quando houver correlação positiva, e vice-versa. Quando a classe de uso e o padrão forem descorrelacionados,  $W^+=W=0$ , e as probabilidades a posteriori e a priori de ocorrência da classe de uso se igualam.

Os valores da probabilidade a posteriori calculados, adotando-se pesos de evidências ou razões de probabilidade, são idênticos àqueles calculados diretamente a partir das equações de probabilidade condicional. A razão pela qual se calculam *pesos de evidências* explica-se pela necessidade de se combinar diferentes padrões de forma simultânea, em uma única equação para o cálculo de probabilidade (Bonham-Carter, 1994). Para isto, a pressuposição de independência condicional entre os padrões ou mapas de variáveis é requerida.

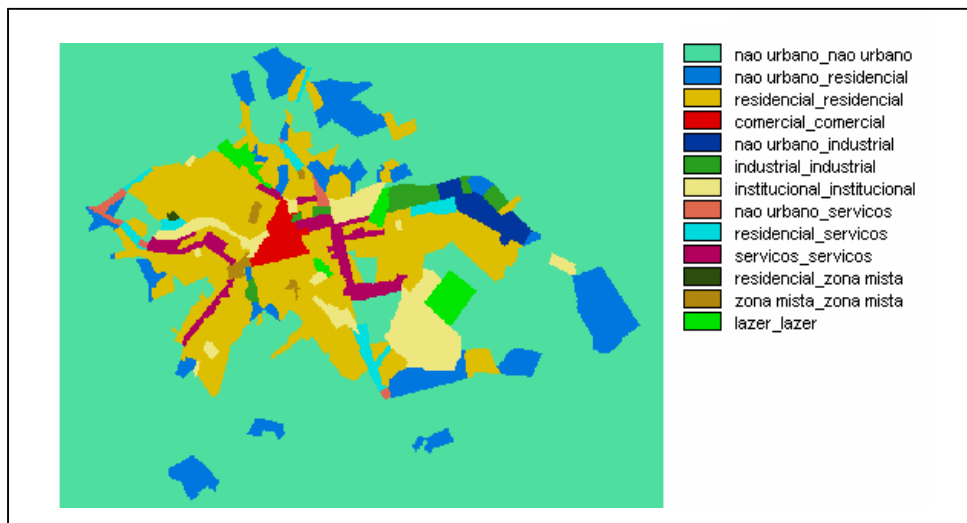
A expressão geral para se combinar  $i=1,2,\dots,n$  mapas de padrões ( $M_i$ ), para a formulação baseada em *odds*, é:

$$O \{R/M_1 \cap M_2 \cap M_3 \cap \dots \cap M_n\} = O \{R\} \cdot \prod_{i=1}^n LS_i \quad (10)$$

e, para a baseada em *logits*, é:

$$\logit \{R/M_1 \cap M_2 \cap M_3 \cap \dots \cap M_n\} = \logit \{R\} + \sum_{i=1}^n W_i^+ \quad (11)$$

Para o cálculo das probabilidades de transição das células do ponto de vista operacional, foram elaborados, a princípio, mapas de mudanças para cada tipo de transição possível do uso do solo de Bauru (nu\_res; nu\_ind; nu\_serv; res\_serv; res\_mist), os quais serão mostrados à frente. No IDRISI, isto foi realizado a partir de um mapa preliminar de tabulação cruzada (Figura 8) entre os mapas de uso do solo de 1979 e 1988 (ver Figura 7), exportados do SPRING como arquivos com extensão TIFF.



**Fig. 8. Mapa de tabulação cruzada entre os mapas de uso do solo de Bauru (1979-88).**

A partir do recurso “edit” do IDRISI aplicado sobre o mapa de tabulação cruzada, foram então gerados os mapas de mudanças para cada tipo de transição possível do uso do solo, pois o “edit” pressupõe uma operação de mapeamento, com a reconversão dos valores das classes, que correspondem a números inteiros. Exemplos de tabelas de mapeamento do comando “edit” são apresentadas abaixo (Figuras 9 e 10).

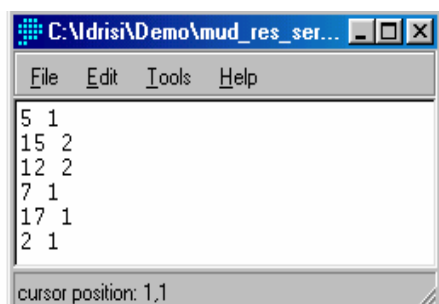


Fig. 9. Tabela “edit” (nu\_res).

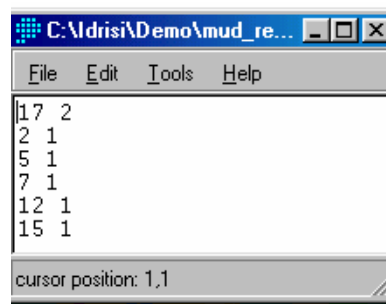


Fig. 10. Tabela “edit” (res\_serv).

Para a produção de cada um dos mapas de mudanças de uso, o processo de reconversão de valores do “edit” foi feito de acordo com as seguintes regras:

- tudo o que não corresponde à classe de origem (ex.: no caso do mapa de mudanças “não-urbano – residencial”, a classe de origem é não-urbano) é reclassificado para valor 0, e aparecerá em **preto** na tela. A reclassificação para valor 0 é automática no “edit” para os valores excluídos da tabela de reconversão;
- tudo o que corresponde à classe de origem e permanece como tal, ou então, transiciona para qualquer outra classe que não a de destino, é reclassificado para valor 1, aparecendo em cor **verde claro**;
- tudo o que corresponde à classe de origem e transiciona para a classe de destino, é reclassificado para valor 2, aparecendo na cor **azul**.

A Figura 11 apresenta um exemplo dos cinco possíveis mapas de mudanças, para o caso da transição: “não-urbano – residencial (código nu\_res)”.



Fig. 11. Mapa de mudança: “não-urbano - residencial” (código: nu\_res) para Bauru, 1979-1988.

A partir de então, cada um dos mapas de mudanças (nu\_res; nu\_ind; nu\_serv; res\_serv; res\_mist) foi submetido a tabulações cruzadas parciais com diferentes mapas de variáveis ou padrões. Essas tabulações cruzadas parciais ignoram a classe de valor zero dos mapas de mudanças, sendo executadas pelo comando “ermatt” do IDRISI. Um exemplo de resultado dessas tabulações parciais é mostrado abaixo (Figura 12).

	1	2	Total	ErrorC
1	4256	1142	5398	0.2116
2	4354	701	5055	0.8613
3	4748	434	5182	1.0000
4	4203	222	4425	1.0000
5	3231	67	3298	1.0000
6	8086	46	8132	1.0000
7	12223	0	12223	1.0000
Total	41101	2612	43713	
Error0	0.8965	0.7316		0.8866

Fig. 12. Exemplo de resultado de tabulação cruzada parcial entre as classes 1 e 2 do mapa de mudança “residencial – serviços” (res\_serv) e o mapa de distâncias à rede de principais vias existentes.

Os resultados numéricos de proporções de células de diversos padrões presentes nas classes 1 e 2 dos diferentes mapas de mudanças, obtido pelas tabulações cruzadas parciais, são transferidos para um arquivo Excell especialmente construído com base nas fórmulas de probabilidade condicional do método de pesos de evidências, de forma a gerar para cada relacionamento entre um determinado padrão e um mapa de mudança de uso do solo, os respectivos pesos positivos de evidências ou  $W^+$  (Equações nº 6 e 7).

Assim sendo, os valores de  $W^+$  de diferentes padrões para um mesmo tipo de transição do uso do solo urbano passam a integrar a fórmula para o cálculo de probabilidade de transição das células. O DINAMICA adota, para este fim, uma fórmula de conversão de *logits* para probabilidade condicional, expressa a seguir:

$$P_{x,y} \{R/V_1 \dots V_n\} = \frac{O(R) \cdot e^{\sum_{i=1}^n W^+_{x,y}}}{1 + O(R) \cdot e^{\sum_{i=1}^n W^+_{x,y}}}, \quad (12)$$

onde  $V$  se refere a todas as possíveis variáveis selecionadas para explicar a transição  $R$ .

A Tabela 5 apresenta os valores de pesos positivos de evidências ( $W^+$ ) computados para cada um dos padrões escolhidos para explicar os cinco tipos existentes de transição do uso do solo urbano em Bauru, de 1979 a 1988.

**Tabela 5. Pesos positivos de evidências ( $W^+$ ) para as transições do uso do solo em Bauru, 1979-1988.**

TRANSIÇÃO	VARIÁVEL	PESOS POSITIVOS DE EVIDÊNCIAS ( $W^+$ )						
DE USO		1	2	3	4	5	6	7
NU_RES	<i>com_kern</i> <sup>1</sup>	3,749	2,106	1,864	0,491	-0,323	0	-
	<i>pol_res</i> <sup>3</sup>	1,968	1,615	1,392	0,892	-0,626	-0,469	-
	<i>clas_inst</i> <sup>4</sup>	0,003	0,600	1,254	0,727	-0,359	-0,089	-
	<i>vias_exist</i> <sup>5</sup>	0,231	0,320	0,353	0,510	0,443	0,196	-0,085
	<i>vias_perf</i> <sup>6</sup>	2,377	2,269	2,068	1,984	1,444	0,857	-0,127
NU_IND	<i>dist_ind</i> <sup>2</sup>	3,862	4,016	3,792	3,452	1,763	0	0
	<i>eixo_simp</i> <sup>5</sup>	2,722	2,799	2,676	2,625	2,525	1,727	-3,832
	<i>com_kern</i> <sup>1</sup>	3,412	4,469	2,912	0,878	0	0	-
NU_SERV	<i>dist_res</i> <sup>3</sup>	2,144	1,523	0,621	-0,065	0	0	-
	<i>eixo_simp</i> <sup>5</sup>	3,508	3,321	2,917	1,869	0,450	0	0
	<i>agua</i>	Presente: -0,6611			Ausente: 0,2883			
RES_SERV	<i>eixo_simp</i> <sup>5</sup>	2,780	1,948	1,461	0,888	-0,297	-1,412	-3,284
	<i>dens_mda</i>	Presente: 0,6452			Ausente: -0,0635			
	<i>conj_hab</i>	Presente: 2,4678			Ausente: -0,3214			
RES_MIST	<i>vias_plan</i> <sup>5</sup>	3,506	1,863	0	0	0	0	0
	<i>vias_perf</i> <sup>6</sup>	1,775	1,652	1,848	0,903	0	0	0

Obs.: Faixas de distâncias em metros.

<sup>1</sup> 1: 0 -500; 2: 500-1000; 3: 1000-1500; 4: 1500-10000; 5: 10000-30000; 6: > 30000

<sup>2</sup> 1: 0 -500; 2: 500-1000; 3: 1000-1500; 4: 1500-2000; 5: 2000-5000; 6: 5000-10000; 7: >10000

<sup>3</sup> 1: 0 -500; 2: 500-1000; 3: 1000-2000; 4: 2000-5000; 5: 5000-10000; 6: > 10000

<sup>4</sup> 1: 0 -500; 2: 500-1000; 3: 1000-3000; 4: 3000-8000; 5: 8000-15000; 6: > 15000

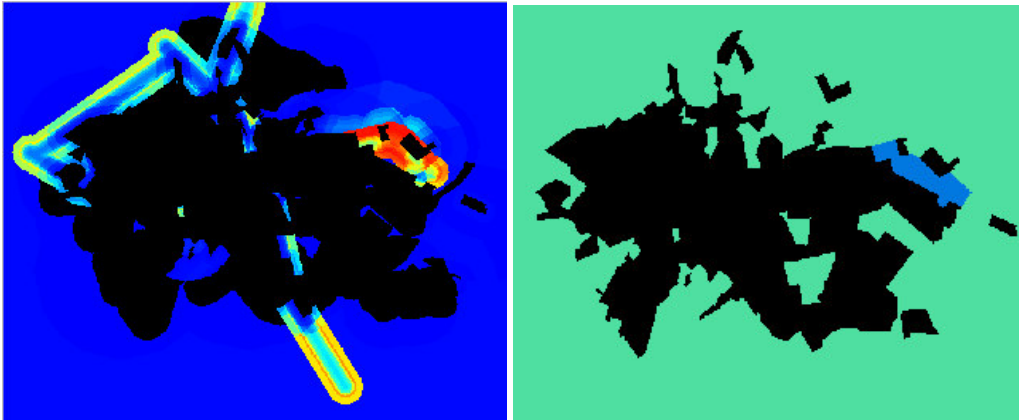
<sup>5</sup> 1: 0 -250; 2: 250-500; 3: 500-750; 4: 750-1000; 5: 1000-1250; 6: 1250-2000; 7: > 2000

<sup>6</sup> 1: 0 -250; 2: 250-500; 3: 500-750; 4: 750-1000; 5: 1000-1500; 6: 1500-2500; 7: > 2500

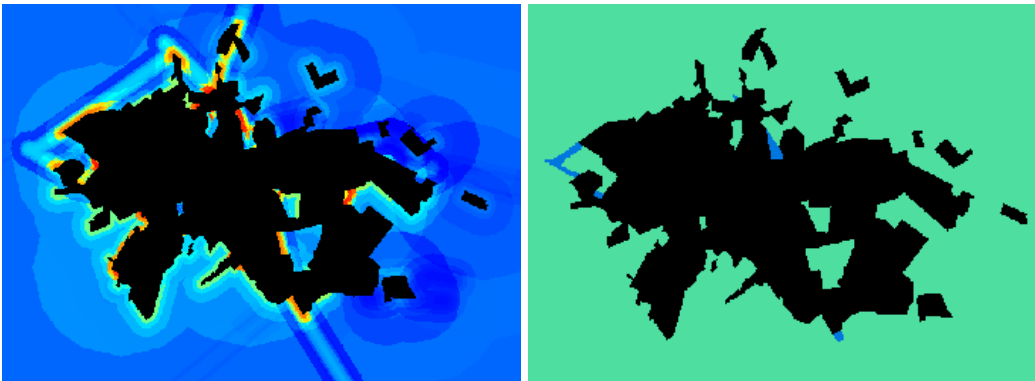
Em posse dos valores de probabilidade calculados de acordo com a Equação nº12, o DINAMICA confecciona mapas de probabilidade espacial de transição das células (Figuras 13 a 17) para cada categoria de transição do uso do solo, os quais são vistos no ERMAPPER, programa de visualização conjugado ao DINAMICA.

É interessante de se notar como os mapas de probabilidade detectam consideravelmente bem as áreas de transição (cor azul) no respectivo mapa de

mudanças, uma vez que as regiões de tons mais avermelhados correspondem exatamente às áreas de maior probabilidade de transição.



**Fig. 13.** Mapa de probabilidade espacial de transição das células, à esquerda, e mapa de transição “não-urbano – industrial” (nu\_ind), à direita.



**Fig. 14.** Mapa de probabilidade espacial de transição das células, à esquerda, e mapa de transição “não-urbano – serviços” (nu\_serv), à direita.

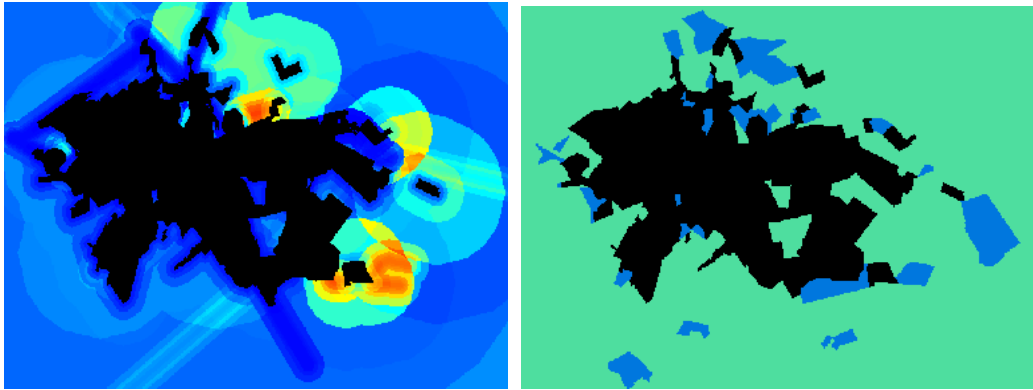


Fig. 15. Mapa de probabilidade espacial de transição das células, à esquerda, e mapa de transição “não-urbano – residencial” (nu\_res), à direita.

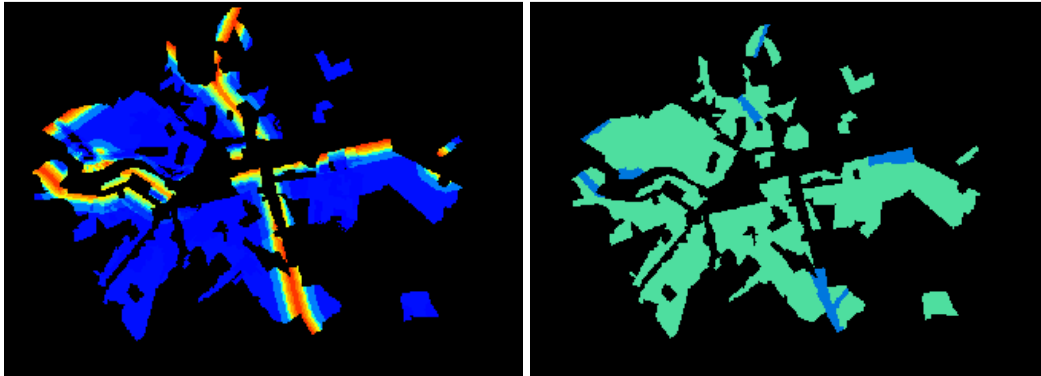


Fig. 16. Mapa de probabilidade espacial de transição das células, à esquerda, e mapa de transição “residencial – serviços” (res\_serv), à direita.

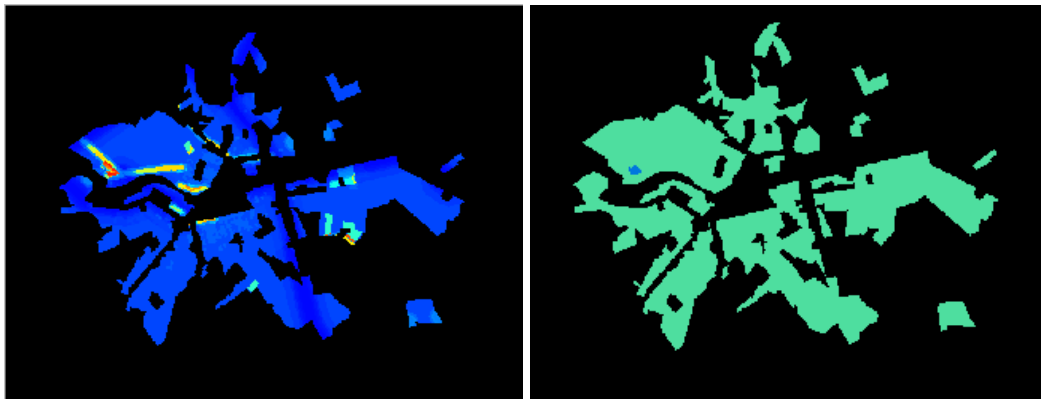
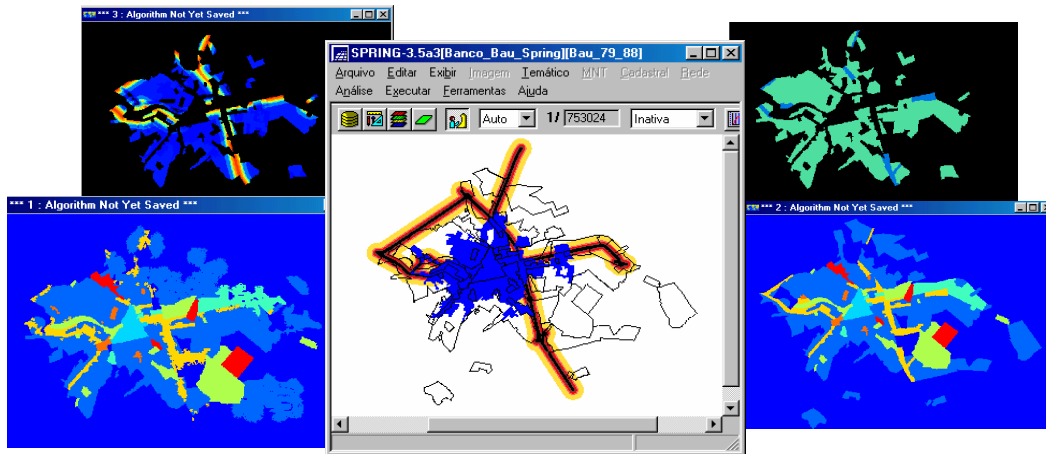


Fig. 17. Mapa de probabilidade espacial de transição das células, à esquerda, e mapa de transição “residencial – zona mista” (res\_mist), à direita.

#### 4.4 Calibração do modelo

Para a calibração do modelo de simulação, foram adotados procedimentos empíricos diferenciados. Um deles se refere à análise visual comparativa de diferentes resultados de simulação e o mapa de uso final, aos quais podem ser conjugados mapas de probabilidade e de mudanças bem como sobreposições de diferentes padrões aos limites do mapa de uso final (Figura 18).



**Fig. 18. Exemplo de abordagem empírica de análise visual para calibração do modelo.**

Por um outro lado, a calibração do modelo se dá também por meio da análise de gráficos de dispersão das subcategorias de padrões (faixas de distância, por exemplo), quando estas existirem, em relação aos pesos positivos de evidências a elas associados. De forma geral, quando os gráficos de dispersão produzirem um bom ajuste a linhas de tendência (que podem assumir função e grau diferenciados), isto implica a inclusão do padrão neles representados (Figura 19).

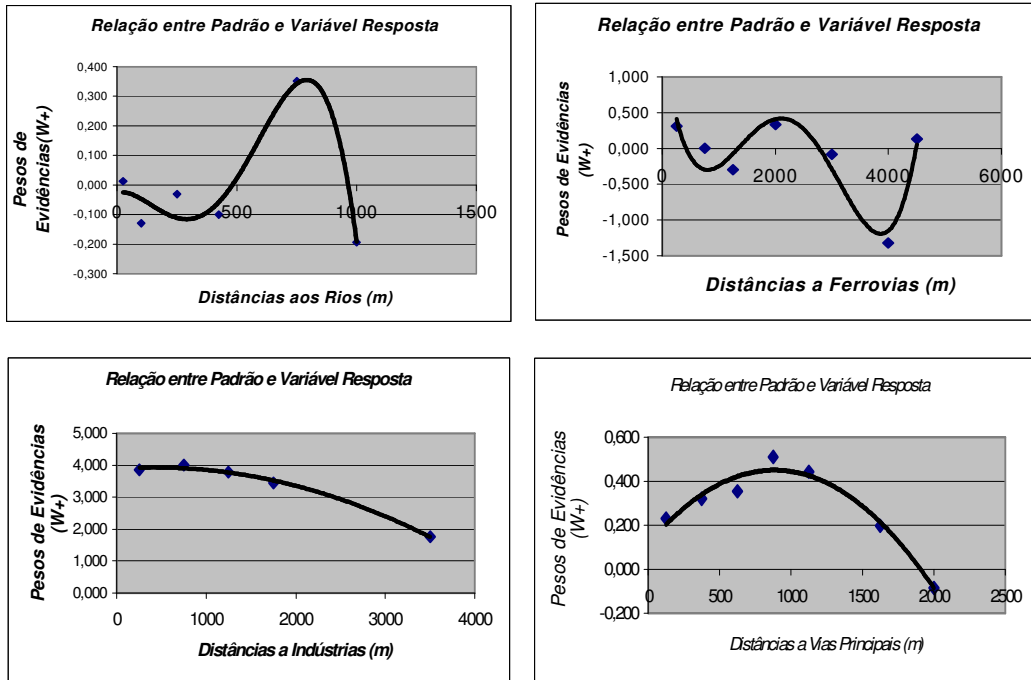


Fig. 19. Exemplos de gráficos de dispersão e respectivas linhas de tendência entre subcategorias de padrões (*eixo X*) e pesos positivos de evidências (*eixo Y*). Os gráficos superiores demonstram casos de ajuste complexos, e portanto, de exclusão dos padrões neles representados. Por sua vez, os gráficos inferiores denotam um bom ajuste das linhas de tendência, o que indica a alta chance de inclusão destes padrões no modelo de dinâmicas do uso do solo urbano.

Realizados os procedimentos de calibração do modelo em relação ao método de pesos de evidências propriamente dito, chegou-se aos seguintes conjuntos de mapas de variáveis ou padrões para cada uma das possíveis transições de uso do solo urbano em Bauru, no período 1979-1988 (Tabela 6):

**Tabela 6. Conjuntos de variáveis explicativas para cada tipo de transição do uso do solo urbano em Bauru, no período 1979 – 1988.**

<i>VARIÁVEL</i>	<i>NU_RES</i>	<i>NU_IND</i>	<i>NU_SERV</i>	<i>RES_SERV</i>	<i>RES_MIST</i>
<i>agua</i>				■	
<i>dens_mda</i>					■
<i>conj_hab</i>					■
<i>com_kern</i>	■		■		
<i>dist_ind</i>		■			
<i>dist_res</i>			■		
<i>pol_res</i>	■				
<i>clas_inst</i>	■				
<i>vias_exist</i>	■				
<i>eixo_simp</i>		■	■	■	
<i>vias_plan</i>					■
<i>vias_perf</i>	■				■

Com base no processo de calibração do modelo de simulação em questão, constata-se que a probabilidade de que certas áreas não-urbanas passem a abrigar loteamentos residenciais (transição *nu\_res*) depende em grande parte da ocorrência prévia de loteamentos residenciais nas vizinhanças, da maior proximidade dessas áreas a concentrações de estabelecimentos comerciais (núcleos comerciais), bem como da existência de facilidade de acesso a esses locais.

No caso da transição de áreas não-urbanas para uso industrial (*nu\_ind*), há dois grandes determinantes: a proximidade ao uso industrial previamente existente e a facilidade de acesso rodoviário. Isto se explica pelo fato de que no processo de produção industrial, o produto final de certas indústrias se constitui no insumo para outras, gerando a necessidade de racionalização e otimização dos custos pela proximidade entre indústrias relacionadas em uma mesma cadeia produtiva. Ademais, terrenos nas proximidades de áreas industriais tendem a se desvalorizar para outros usos, tornando-se competitivos para o uso industrial.

Em relação às mudanças de uso não-urbano para serviços (*nu\_serv*), três grandes fatores são preponderantes: a proximidade a concentrações de estabelecimentos comerciais (núcleos comerciais), a proximidade a classe de uso residencial, e por fim, a localização estratégica em relação ao eixo N-S / E-O de serviços de Bauru. Neste caso, o primeiro fator representa o mercado fornecedor (e em alguns casos, também consumidor); o segundo, o mercado consumidor por excelência; e o terceiro, a facilidade de acesso para ambos os mercados afeitos ao uso de serviços.

A transição residencial-serviços (res\_serv) pressupõe a inserção do uso de serviços em áreas cuja urbanização encontra-se praticamente consolidada. Dessa forma, por já estar próxima aos mercados consumidor e fornecedor, essa categoria de mudança prioriza a localização estratégica em relação ao eixo N-S / E-O de serviços, e ocorre em áreas onde inexistente rede de água no tempo inicial de simulação (note-se que para este caso específico  $W^+$  é negativo). Assim, áreas próximas ao eixo de serviços, porém desprovidas de rede de água no tempo inicial de simulação, são justamente aquelas que se converterão em uso de serviços ao longo do período de simulação considerado.

Por fim, a última categoria de transição diz respeito à mudança de uso residencial para zona mista (res\_mist). As zonas mistas, que atuam praticamente como subcentros urbanos, constituem-se em uma espécie de maturação de núcleos comerciais, os quais passam a atrair também serviços e alguns equipamentos institucionais. Novas zonas mistas surgem, portanto, em áreas mais periféricas, onde ocorre um maior adensamento ocupacional. Assim sendo, os fatores determinantes desta última categoria de transição são:

- faixa de densidade de ocupação média-alta (valores mais elevados de densidade ocorrem apenas na zona comercial central consolidada da cidade ou próximos a zonas mistas existentes);
- presença ou proximidade de conjuntos habitacionais (pois eles concentram maiores densidades ocupacionais, e por conseguinte, maior mercado consumidor);
- proximidade a vias de acesso planejadas ou periféricas, em vista de se tratar de áreas mais afastadas do núcleo central da cidade.

Após a calibração do conjunto de padrões do modelo de simulação, tem início a calibração relativa aos parâmetros do *script* do programa DINAMICA, tais como número de iterações, proporção de transições por contigüidade (função “*expander*”) e por difusão (função “*patcher*”), tamanho médio e variância das manchas a serem geradas pelo *expander* ou *patcher* em cada um dos tipos de transição etc.

O *expander* é um algoritmo do programa DINAMICA que realiza transições de um estado  $i$  para um estado  $j$  apenas nas vizinhanças contíguas das células com estado  $j$ . Sua seqüência de procedimentos é a seguinte:

- identificação das células de fronteiras da classe  $j$ ;
- elevação de sua probabilidade proporcionalmente ao  $n^\circ$  de vizinhos da classe  $j$  em uma janela 3 x 3, isto é:

$$P_{final} = \frac{n^\circ \text{ de vizinhos da classe } j}{n^\circ \text{ de vizinhos possíveis}} \times P_{inicial}, \quad (13)$$

onde  $n^\circ$  de vizinhos possíveis é igual a 8 ( $9 - 1$ );

- sorteio de número randômico entre 0 e 255. Se o número sorteado for menor que a probabilidade de transição da célula (também no intervalo 0-255), a célula é alocada para um segundo sorteio, no qual ocorrem as transições de estado, e vice-versa. Nesse sorteio, são selecionadas células em número dez vezes superior ao requerido para a transição ao estado  $j$ ;
- novo sorteio de número randômico entre 0 e 255. Se o número sorteado for menor que a probabilidade de transição da célula (também no intervalo 0-255), a célula transiciona para o estado  $j$ , e vice-versa.

O *patcher*, por sua vez, é um algoritmo do DINAMICA que realiza transições de um estado  $i$  para um estado  $j$  apenas nas vizinhanças contíguas das células com estado diferente de  $j$ . Sua seqüência de procedimentos é a seguinte:

- sorteio de número randômico entre 0 e 255. Se o número sorteado for menor que a probabilidade de transição da célula (também no intervalo 0-255), a célula transiciona para o estado  $j$ , e vice-versa.

Os parâmetros de entrada do *script* do DINAMICA que produziram os melhores resultados de simulações são apresentados na Tabela 7.

**Tabela 7. Parâmetros finais do *script* do “Dinâmica”.**

<i>TRANSIÇÕES</i>	<i>Tamanho Médio das Manchas</i>	<i>Variância das Manchas</i>	<i>Proporção do “Expander”</i>	<i>Proporção do “Patcher”</i>	<i>Número de Iterações</i>
<i>NU_RES</i>	1100	500	0,65	0,35	5
<i>NU_IND</i>	320	1	1,00	0	5
<i>NU_SERV</i>	25	2	0,50	0,50	5
<i>RES_SERV</i>	25	2	0,10	0,90	5
<i>RES_MIST</i>	35	2	0	1,00	5

Devido à aleatoriedade da lógica algorítmica do DINAMICA, ainda que se mantenham os mesmos padrões para cada uma das transições e os mesmos parâmetros de entrada, os resultados das simulações diferenciam-se a cada rodada do programa. Assim, são apresentados na Figura 20 os três melhores resultados das simulações.

O algoritmo *patcher* mostrou-se de grande adequação para a modelagem de loteamentos habitacionais desagregados da mancha urbana principal. Os corredores de serviços, em tom ocre, foram bem modelados em todas as simulações. A zona de uso industrial, em cor verde claro, foi consideravelmente bem detectada nas três simulações,

em especial na S2 e S3. As zonas de lazer e recreação (amarelo limão), institucionais (vermelho) e a zona comercial central (azul claro) não sofreram transições. A nova zona mista que surge a noroeste, no período da simulação, foi bem modelada, sobretudo nas simulações S1 e S3.

Por fim, as transições de áreas não-urbanas para residenciais constituem a categoria de mudança que representa o maior desafio neste experimento de modelagem. Os motivos de dificuldade para a apreensão de suas formas corretamente devem-se ao fato de que as mesmas se encontram vinculadas aos limites de propriedades imobiliárias, as quais se constituem em fatores altamente instáveis, e portanto, de baixa suscetibilidade à modelagem, uma vez que operações de fusão, desmembramento ou remembramento de lotes alteram significativamente as feições geométricas delimitadoras de loteamentos urbanos.

#### 4.5 Testes estatísticos de validação do modelo

Para a validação espacial do modelo, foram conduzidos testes estatísticos baseados em um procedimento intitulado “*Método de Múltiplas Resoluções*”, criado por Constanza (1989), e que consiste em um algoritmo que gradualmente diminui a resolução de comparação entre a imagem real e a simulada pelo aumento da janela de amostragem.

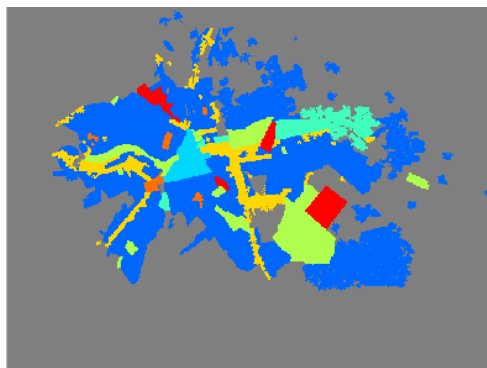
Esta janela é deslocada através da imagem, e o ajuste médio de uma janela de tamanho particular é calculado. Portanto, este tamanho representa o ajuste da predição para aquela resolução.

A fórmula para o ajuste é dada por:

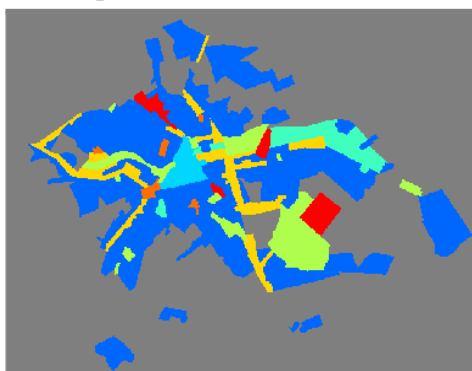
$$F_w = \frac{\sum_{s=1}^{t_w} \left[ 1 - \sum_{i=1}^p \frac{|a_{i1} - a_{i2}|}{2w^2} \right]^s}{t_w}, \quad (14)$$

onde  $F_w$  é o ajuste para a janela de tamanho  $w \times w$ ;  $a_{i1}$  é o número de células da categoria  $i$  (imagem simulada) e  $a_{i2}$  é o número de células da categoria  $i$  na cena 2 (imagem observada) na janela da amostra;  $p$  corresponde ao número de diferentes categorias na janela amostrada e  $t_w$ , ao total de números de janelas amostradas na cena para um tamanho de janela  $w \times w$ .

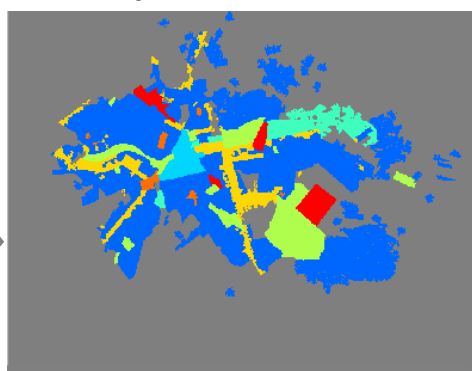
*Simulação 1 – S1*



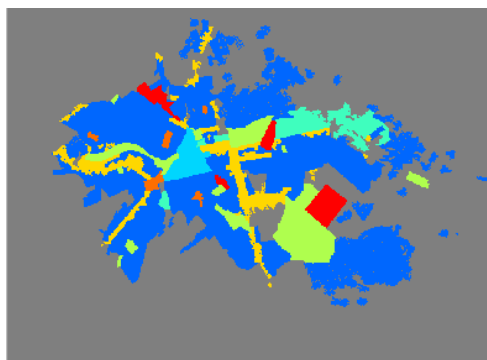
*Mapa real de uso do solo*



*Simulação 2 – S2*



*Simulação 3 – S3*



**Fig. 20.** Mapa de uso do solo final de Bauru e resultados das simulações (1979-88).

Para duas cenas idênticas, um gráfico de  $F_w$  contra  $w$  fornecerá uma linha reta. Mas, se as cenas tiverem a mesma proporção de elementos de paisagem, todavia com padrões espaciais diferentes, a linha aumentará gradualmente até que  $F_w$  atinja o valor 1, quando a janela tornar-se-á igual ao tamanho da cena avaliada. No entanto, se existe um relativo ajuste dos padrões, esta curva aumentará rapidamente de modo assintótico.

O ajuste total do modelo pode ser expresso pela seguinte fórmula:

$$F_t = \frac{\sum_{w=1}^n F_w e^{-k(w-1)}}{\sum_{w=1}^n e^{-k(w-1)}} \quad (15)$$

onde  $F_t$  é a média da soma de todos os ajustes de todos os tamanhos das janelas,  $F_w$  é o ajuste para janelas de amostras de dimensão linear  $w$ , e  $k$ , uma constante. Quando  $k$  é igual a zero, todos os tamanhos de janelas têm o mesmo peso; quando  $k=1$ , somente as janelas maiores são importantes. Segundo Constanza (1989), os valores de  $k$  podem ser ajustados dependendo do objetivo do modelo e da qualidade dos dados.

Os resultados para cada uma das simulações, referentes a janelas de tamanho 3 x 3, 5 x 5 e 10 x 10, são apresentados a seguir (Tabela 8).

**Tabela 8 – Teste de ajuste por múltiplas resoluções para os melhores resultados de simulações.**

<i>SIMULAÇÕES</i>	<i>AJUSTE POR MÚLTIPLAS RESOLUÇÕES - FIT (F)</i>
<i>S1</i>	<i>F = 0,902937</i>
<i>S2</i>	<i>F = 0,896092</i>
<i>S3</i>	<i>F = 0,901134</i>

## 5 CONCLUSÕES

Modelagens de dinâmicas de uso do solo urbano mostram-se extremamente úteis para os casos de identificação dos principais vetores de expansão urbana e de suas vocações (tendências de uso), permitindo ao poder público local ordenar e redirecionar (se for o caso) o crescimento urbano, conforme a capacidade de suporte ambiental e a disponibilidade presente e futura (investimentos previstos) de infra e super-estrutura.

Os prognósticos de expansão urbana fornecidos por modelagens espaço-temporais também se prestam a auxiliar gestores locais, como *subprefeitos*, administradores regionais, secretários municipais etc., a estabelecer metas para investimentos em infra-estrutura e equipamentos sociais, a exemplo de escolas, creches, postos de saúde e outros. Tomadores de decisão da esfera particular podem igualmente se beneficiar desses dados de modelagem, uma vez que empresas de transporte, telefonia celular, TV a cabo e outras, terão subsídios para definir prioridades sobre onde e com que intensidade investir.

Da mesma forma, a própria sociedade civil organizada, seja através de ONGs, movimentos sociais, associação de moradores de bairros etc., poderão se valer dos prognósticos, para, através dos meios legítimos, reforçar pressões reivindicatórias por equipamentos infra ou supra-estruturais de forma mais fundamentada, consubstanciada em tendências de expansão urbana de curto e médio prazo.

Por fim, é válido reiterar que modelagem dinâmica constitui-se em um desafio eminente para a próxima geração de SIG. De acordo com Burrough (1998), métodos para a modelagem de sistemas abertos ou de autômatos celulares, os quais vêm de encontro a inúmeras requisições de ecólogos para modelar processos dinâmicos de maneira rápida e eficiente, são raramente implementados em SIG. Como consequência, "... os SIG permanecem ainda com enfoque restrito ... e privados de recursos de simulação e modelagem tão relevantes no mundo moderno..." (Openshaw, 2000). Todos esses argumentos encontram respaldo no trabalho de Câmara et al. (2002), para quem os atuais paradigmas de representação do conhecimento são essencialmente estáticos, sem modelar adequadamente a dimensão temporal e os relacionamentos dinâmicos e dependentes de contexto entre os objetos.

À guisa de conclusão, é importante salientar que a integração entre modelos dinâmicos e Sistemas de Informações Geográficas deve ser entendida como um acoplamento e não como mera subjugação de modelos a esses sistemas (Bivand e Lucas, 2000). Neste sentido, Parks (1993) apresenta três fortes razões para esta integração. Primeiramente, o fato de que a representação espacial é crítica à solução de problemas ambientais, porém os SIG carecem de recursos preditivos e analíticos para lidar com problemas complexos. Segundo, ferramentas de modelagem não dispõem de componentes analíticos espaciais suficientemente flexíveis como aqueles encontrados em SIG, e são freqüentemente inacessíveis ao público não-especialista. Terceiro,

modelagem e SIG podem ambos adquirir maior robusteza através de mútua cooperação e co-evolução.

## 6 REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ALBIN, P. S. **The analysis of complex socioeconomic systems**. [S.l.]: Lexington Books, 1975. 150p.

ALMEIDA, C. M. et al. Modelling urban land use dynamics through Bayesian probabilistic methods in a cellular automaton environment. In: Proceedings of the International Symposium on Remote Sensing of the Environment, 29., 2002, Buenos Aires, Argentina. **Documents...** Buenos Aires: ISRSE, 2002. 1 CD.

BATTY, M. **Urban Modelling: Algorithms, Calibrations, Predictions**. Cambridge: Cambridge University Press, 1976. 381p.

BATTY, M. GeoComputation using cellular automata. In: OPENSHAW, S.; ABRAHART, R. J. ed. **Geocomputation**. New York: Taylor & Francis, 2000. Cap.5, p. 95-126.

BATTY, M.; LONGLEY, P. A. The fractal simulation of urban structure. **Environment and Planning A**, Londres, v. 18, n. 9, p. 1143-1179, Sept. 1986.

BATTY, M.; LONGLEY, P. A. ed. **Fractal Cities**. London: Academic Press, 1996. 394p.

BATTY, M. et al. Urban systems as cellular automata (Editorial). **Environment and Planning B**, v. 24, n. 2, p. 159-164, Mar. 1997.

BATTY, M.; XIE, Y. Possible urban automata. **Environment and Planning B**, v. 24, n. 2, p. 175-192, Mar. 1997.

BENATI, S. A cellular automaton for the simulation of competitive location. **Environment and Planning B**, v. 24, n. 2, p. 205-218, Mar. 1997.

BIVAND, R.; LUCAS, A. Integrating Models and Geographical Information Systems. In: OPENSHAW, S.; ABRAHART, R. J. ed. **Geocomputation**, London: Taylor & Francis, 2000. Cap. 14, p. 331-364.

BONHAM-CARTER, G. F. **Geographic Information Systems for Geoscientists: Modelling with GIS**. Ontario: Pergamon, 1994. 398p.

BURROUGH, P. Dynamic Modelling and Geocomputation. In: LONGLEY, P. et al. ed. **Geocomputation: A Primer**. London: John Wiley & Sons, 1998. Cap. 9, p. 165-192.

CÂMARA, G. et al. Representações Computacionais do Espaço: Um Diálogo entre a Geografia e a Ciência da Geoinformação. **Revista Geografia** (UNESP), v. 28, n. 1, p. 83-96, jan./abr. 2003.

CHADWICK, G. F. **Uma Vision Sistemica del Planeamiento**. Barcelona: Editorial Gustavo Gili, 1973. 283p.

CLARKE, K. C. et al. A self-modifying cellular automaton model of historical urbanization in the San Francisco Bay area. **Environment and Planning B**, v. 24, n. 2, p. 247-261, Mar. 1997.

CLARKE, K. C.; GAYDOS, L. J. Loose-Coupling a Cellular Automaton Model and GIS: Long-Term Urban Growth Predictions for San Francisco and Baltimore. **International Journal of Geographic Information Science**, v. 12, n. 7, p. 699-714, Nov. 1998.

CONSTANZA, R. Model goodness of fit: a multiple resolution procedure. **Ecological Modelling**, v. 47, n. 3-4, p. 199-215, Sept. 1989.

COUCLELIS, H. Macrostructure and Microbehavior in a Metropolitan Area. **Environment and Planning B**, v. 16, n. 2, p. 141-154, Feb. 1989.

NOVAES, A. G. **Modelos em Planejamento Urbano, Regional e de Transportes**. São Paulo: Editora Edgard Blücher, 1981. 290p.

OPENSHAW, S. GeoComputation. In: OPENSHAW, S.; ABRAHART, R. J. ed. **Geocomputation**. New York: Taylor & Francis, 2000. Cap.1, p.1-31.

PAPINI, L. et al. Learning cellular automata in a real world: the case study of the Rome metropolitan area. In: Bandini, S. et al. ed. **THIRD CONFERENCE ON CELLULAR AUTOMATA FOR RESEARCH AND INDUSTRY – ACRI'96**. London: Springer-Verlag, 1998. p.165-183.

PARKS, B. O. The need for integration. In: GOODCHILD, M. J. et al. ed. **Environmental Modelling with GIS**, Oxford: Oxford University Press, 1993. Cap. 5, p. 31-34.

PHIPPS, M.; LANGLOIS, A. Spatial dynamics, cellular automata, and parallel processing computers. **Environment and Planning B**, v. 24, n. 2, p. 193-204, Mar. 1997.

PORTUGALI, J. et. al. Spatial cognitive dissonance and sociospatial emergence in a self-organizing city. **Environment and Planning B**, v. 24, n. 2, p. 263-286, Mar. 1997.

SCHOCK, S. ed. **Projecting Land Use Change: A Summary of Models for Assessing the Effects of Growth and Change on Land Use Patterns**. Washington DC: National Exposure Research Laboratory, Office of Research and Development, US Environmental Protection Agency, 2000. (EPA/600/R-00/098).

TOBLER, W. R. Cellular Geography. In: GALE, S.; OLSSON, G. ed. **Philosophy in Geography**. Dordrecht, The Netherlands: D. Reidel, 1979. p. 279-386.

WHITE, R. W. Transition to chaos with increasing system complexity: the case of regional industrial systems. **Environment and Planning A**, v. 17, n. 3, p. 387-396, Mar. 1985.

WHITE, R. W.; ENGELEN, G. Cellular Automata and Fractal Urban Form: A Cellular Modelling Approach to the Evolution of Urban Land Use Patterns, **Environment and Planning A**, v. 25, n. 8, p. 1175-1199, Aug. 1993.

WHITE R. W.; ENGELEN, G. Cellular automata as the basis of integrated dynamic regional modelling. **Environment and Planning B**, v. 24, n. 2, p. 235-246, Mar. 1997.

WHITE, R. W. et al. **Vulnerability Assessment of Low-Lying Coastal Areas and Small Islands to Climate Change and Sea Level Rise – Phase 2: Case Study St. Lucia**. Kingston, Jamaica: RIKS Publication, 1998. (Report to the United Nations Environment Programme, Caribbean Regional Co-ordinating Unit).

WU, F. SimLand: A Prototype to simulate land conversion through the integrated GIS and CA with AHP-derived transition rules. **International Journal of Geographic Information Science**, v. 12, n. 1, p. 63-82, Jan. 1998.

XIA, L.; YEH, A. G. Modelling sustainable urban development by the integration of constrained cellular automata and GIS. **International Journal of Geographic Information Science**, v. 14, n. 2, p. 131-152, Mar. 2000.