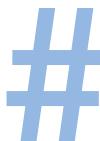


## Моделирование искусственного общества как основа когнитивного управления мегаполисом

**Холкина Наталья Александровна** — кандидат физико-математических наук, доцент кафедры информационных технологий и математики, Университет Правительства Москвы (107045, Россия, г. Москва, ул. Сретенка, д. 28), eLIBRARY SPIN-код: 1069-3198, e-mail: KholkinaNA@ks.mos.ru

**Терёшина Влада Валерьевна** — кандидат экономических наук, доцент, доцент кафедры информатики Института кибербезопасности и цифровых технологий, Российский технологический университет — МИРЭА (119454, Россия, г. Москва, пр. Вернадского, д. 78), eLIBRARY SPIN-код: 4701-8891, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3306-919X>, e-mail: teryoshina@mirea.ru

Статья развивает концепцию искусственных обществ как вычислимых моделей мегаполисов для анализа и поддержки управленческих решений. Макродинамика сложной социально-экономической системы возникает из локальных взаимодействий множества разнородных агентов. Предлагается формальная схема, позволяющая учитывать эмерджентные эффекты и состоящая из трех уровней: микроуровень (когнитивные и экономические правила агентов), мезоуровень (топология и мультислойные сети взаимодействий) и макроуровень (агрегированные индикаторы). Показано, как агентные правила и нелинейные операторы порождают такие феномены, как кластеризация активности, транспортные перегрузки и волны инноваций. Методы анализа и визуализации включают сетевые метрики, машинное обучение и топологический анализ данных для выявления устойчивых структур. Искусственные общества выступают инструментом проектирования когнитивного управления, позволяя тестировать решения и оценивать риски до внедрения.



**Ключевые слова:** искусственное общество, агентно-ориентированные подходы, цифровые двойники, модели мегаполиса, когнитивное управление.

**Для цитирования:** Холкина Н. А., Терёшина В. В. Моделирование искусственного общества как основа когнитивного управления мегаполисом // Вестник Университета Правительства Москвы. 2025. № 4. С. 53–64.

Article

### Artificial Society Modeling as a Basis for Cognitive Megacity Management

**Natalia A. Kholkina** — PhD in Physics and Mathematics, Docent, Associate Professor, Department of Information Technologies and Mathematics, Moscow Metropolitan Governance Yuri Luzhkov University (28 Sretenka ulitsa, Moscow, 107045, Russia), eLIBRARY SPIN-code: 1069-3198, e-mail: KholkinaNA@ks.mos.ru

**Vlada V. Teryoshina** — PhD in Economics, Associate Professor, Department of Informatics, Institute for Cybersecurity and Digital Technologies, MIREA – Russian Technological University (78 Vernadskogo prospect, Moscow, 119454, Russia), eLIBRARY SPIN-code: 4701-8891, ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3306-919X>, e-mail: teryoshina@mirea.ru

This article advances the concept of artificial societies as computational models of metropolitan areas, designed for policy analysis and decision support. We posit that the macrodynamics of complex socio-economic systems emerge from the local interactions of a multitude of heterogeneous agents. The study introduces a formal, multi-level framework to account for these emergent phenomena, structured across three tiers: the micro-level (agent cognition and economic rules), the meso-level (interaction topology and multi-layer networks), and the macro-level (aggregated indicators). The study demonstrates how agent-based rules and nonlinear operators generate complex urban phenomena, including activity clustering, traffic congestion, and innovation waves. The analytical and visualization toolkit incorporates network metrics, machine learning, and topological data analysis to identify robust structural patterns. Ultimately, artificial societies serve as a platform for designing cognitive governance, enabling policymakers to test solutions and assess risks prior to real-world implementation.

**Keywords:** artificial society, agent-based modeling, digital twins, metropolitan models, cognitive governance.

**For citation:** Kholkina N. A., Teryoshina V. V. Artificial Society Modeling as a Basis for Cognitive Megacity Management. MMGU Herald, 2025, no. 4, pp. 53-64. (In Russ.).

## Введение

Мегаполис — это многоуровневая, открытая и нелинейная социально-техническая система, в которой одновременно идут, воздействуя друг на друга, демографические, экономические, транспортные, информационные и институциональные процессы. Классические агрегированные модели предоставляют полезные усредненные зависимости, но нередко теряют критически важную микроструктуру: локальные нормы, сетевые узлы-«мосты», поведенческие гетерогенности, асимметрии информации. В ответ на этот вызов сформировалась парадигма искусственных обществ — вычислительно реализуемых популяций взаимодействующих агентов, поведение которых задается явными правилами и (или) обучаемыми политиками. Макроэффекты при этом трактуются как эмерджентные: они выводятся из множества локальных решений, а не постулируются.

Цель статьи — предложить целостный каркас построения и использования моделей искусственных обществ для задач анализа и управления мегаполисом. Мы вводим формальные элементы структуры (агенты, состояния, сети, правила, стохастика), показываем, как из них конструируются мезо- и макроуровневые уравнения, обсуждаем методы анализа и визуализации, демонстрируем прикладные сюжеты городской экономики: размещение активности, взаимодействие домохозяйств и фирм, инновационные диффузии, оценку рисков и устойчивости.

Ключевой технологический вектор — интеграция искусственных обществ с цифровыми двойниками городов. Такая интеграция превращает симуляцию в адаптивную систему: параметры и состояния калибруются по потокам данных сенсоров, транспортных и энергетических платформ, реестров услуг, статистики рынка труда. Модель становится ядром когнитивного управления, позволяя проводить контрфактические эксперименты, тестиировать политики, оценивать компромиссы между ростом, устойчивостью и справедливостью распределений.

Научная новизна работы — в системной увязке трех аспектов: строгого формализма (операторы переходов, инвариантные распределения, стохастическая динамика), аналитического инструментария и практических контуров управления (сценарный анализ, оценка рисков, онлайн-калибровка по данным). Практическая значимость — в возможностях безопасной «песочницы» для городских решений: модели позволяют видеть отложенные эффекты инфраструктурных проектов, бюджетно-налоговых

мер и регуляторных изменений до их применения в реальном городе.

## Понятие искусственного общества

Современные мегаполисы представляют собой сложные самоорганизующиеся системы, в которых взаимодействуют миллионы акторов — людей, организаций, технических устройств, информационных потоков и управлеченческих решений. Анализ такого рода систем требует не только статистического или экономического подхода, но и концептуальной рамки, способной описывать эволюцию поведения множества разнородных субъектов, объединенных сетевыми связями и правилами взаимодействия. В этом контексте в последние десятилетия сформировалось направление, известное как моделирование искусственных обществ, — межdisciplinarnaya область, объединяющая идеи кибернетики, теории систем, социологии, когнитивных наук и компьютерного моделирования [2].

Истоки понятия искусственного общества уходят к идеям Н. Винера и Г. Саймона, предложивших рассматривать социальное поведение как результат функционирования систем обратных связей, ограниченной рациональности и адаптации. Уже в 1960-е гг. в рамках кибернетики второго порядка и исследований сложных адаптивных систем возникла мысль о возможности создания искусственных моделей социума, где агенты, наделенные простыми правилами поведения, коллективно воспроизводят сложные макроскопические эффекты. Эти идеи легли в основу современной агентно-ориентированной парадигмы, согласно которой общество может быть представлено как совокупность взаимодействующих элементов — агентов, чье индивидуальное поведение определяет эмерджентную динамику системы.

В 1990-е гг. с развитием вычислительных мощностей и распространением многоагентных платформ (например, Swarm, NetLogo, Repast) стало возможным экспериментировать с цифровыми популяциями, воспроизводящими социальные процессы: миграцию, обмен, формирование норм, распространение инноваций или эпидемий. Так сформировалось понятие искусственного общества как вычислимой модели, в которой агенты имитируют поведение людей или институтов, а среда моделирует физическое и информационное пространство [4].

Под искусственным обществом понимается компьютерная модель множества взаимодействующих агентов, чье поведение задается набором правил, стратегий, мотиваций или целей и которые

существуют в формальной среде, обеспечивающей обмен информацией, ресурсами и воздействиями. Основная особенность таких систем заключается в том, что они обладают свойствами самоорганизации, адаптивности и эмерджентности — макроповедение общества возникает как результат микровзаимодействий без централизованного управления.

Агенты в искусственном обществе могут представлять индивидов, фирмы, государственные структуры, транспортные средства, сенсоры или даже абстрактные концепты (например, «мнения» или «инновации»). Они обладают внутренними состояниями (память, ресурсы, предпочтения) и алгоритмами принятия решений, основанными на локальной информации. Система в целом развивается во времени по законам, заданным правилами взаимодействия агентов и динамикой среды. Таким образом, искусственное общество представляет собой сложную адаптивную систему, которая характеризуется рядом ключевых принципов. Понимание этих принципов необходимо для построения адекватных моделей.

К числу таких фундаментальных принципов относятся:

- децентрализованность — отсутствие единого управляющего центра, принятие решений распределено по агентам;
- локальные правила и глобальные эффекты — глобальная структура поведения формируется из локальных взаимодействий;
- нелинейность и чувствительность к начальному состоянию — малые изменения на микроуровне могут вызывать макроскопические сдвиги;
- адаптивность — агенты и система могут изменять поведение в ответ на внешние или внутренние стимулы;
- эмерджентность — появление новых свойств, не редуцируемых к поведению отдельных агентов.

В последние годы концепция искусственных обществ стала частью более широкого направления — цифровых двойников городов и мегаполисов, объединяющих данные из сенсорных систем, экономических моделей, транспортных сетей и социальных медиа. Цифровой двойник мегаполиса можно рассматривать как расширенное искусственное общество, где агенты не абстрактны, а связаны с реальными объектами и процессами городской среды. Например, агентами могут быть жители, транспортные средства, коммунальные службы или предприятия, чьи данные поступают из реальных источников.

Такое объединение симуляции и данных формирует основу гибридного моделирования, в котором искусственное общество становится инструментом

прогнозирования и поддержки решений в управлении городом. Модели искусственных обществ позволяют исследовать сценарии развития территорий, оценивать влияние инфраструктурных проектов, моделировать распространение рисков и оценивать эффективностьправленческих мер. При этом сохраняется возможность учитывать когнитивные и поведенческие особенности акторов — мотивацию, социальные нормы, информационные искажения [3].

Формальное описание искусственного общества включает несколько уровней:

- микроуровень — определение агентов, их характеристики и алгоритмов поведения;
- мезоуровень — описание структуры взаимодействий (социальные, экономические, коммуникационные сети);
- макроуровень — агрегированные показатели, описывающие состояние общества (уровень занятости, интенсивность трафика, динамику цен, плотность информационных потоков).

В вычислительном плане искусственные общества реализуются как агентно-ориентированные симуляции, где каждый агент является экземпляром класса, обладающего методами восприятия, принятия решения и действия. В ряде случаев такие модели дополняются стохастическими или дифференциальными уравнениями, что позволяет совмещать дискретные и континуальные описания.

Важной особенностью искусственных обществ является возможность проведения виртуальных экспериментов: исследователь может задавать различные сценарии политик, кризисов или инноваций и наблюдать, как общественная структура реагирует на них. Это делает искусственные общества мощным инструментом анализа сложных систем, где традиционные методы статистического моделирования оказываются недостаточными.

Следовательно, искусственные общества представляют собой новую форму научного эксперимента в гуманитарных науках — эксперимент, основанный не на наблюдении реальных людей, а на моделировании их цифровых аналогов. Это открывает путь к построению «искусственной социологии» — дисциплины, в которой социальная структура выводится из первых принципов поведения агентов.

Модели искусственных обществ уже находят применение в задачах городского управления, транспортного планирования, эпидемиологического моделирования, экономического прогнозирования и образовательных симуляторов. В контексте инженерных университетов они могут использоваться для моделирования искусственных обществ

студентов, преподавателей и административных акторов, где исследуются механизмы самоорганизации, распределения ресурсов и инновационной активности. Такое моделирование служит основой для разработки интеллектуальных платформ поддержки управленческих решений и систем «умного университета».

Таким образом, искусственные общества можно рассматривать как новый тип научного инструмента, объединяющий идеи социальной теории, кибернетики и вычислительных технологий. Они позволяют перейти от статических моделей общества к динамическим цифровым организмам, внутри которых можно изучать механизмы самоорганизации, устойчивости и адаптации. В перспективе искусственные общества становятся центральным элементом интеллектуальных экосистем мегаполисов — цифровых пространств, где человек, техника и данные образуют взаимосвязанную, развивающуюся среду.

### Формальная структура искусственного общества

Искусственное общество  $A$  определяется как тройка

$$A = (N, E, R),$$

где  $N = \{a_1, a_2, \dots, a_n\}$  — множество агентов;  $E \subseteq N \times N$  — множество связей, определяющих структуру взаимодействий;  $R = \{r_1, \dots, r_m\}$  — набор правил поведения агентов и динамики среды.

Каждый агент  $a_i$  описывается состоянием

$$x_i(t) \in X_i,$$

где  $X_i$  — пространство возможных состояний (например, уровень дохода, запасы ресурсов, местоположение, настроение, нагрузка на инфраструктуру).

Совокупное состояние общества представляется вектором

$$X(t) = (x_1(t), x_2(t), \dots, x_n(t)) \in X_1 \times \dots \times X_n.$$

Множество связей  $E$  образует граф взаимодействий  $G = (N, E)$ , который может быть статическим или динамическим.

Если обозначить матрицу смежности графа как  $A = (a_{ij})$ , где  $a_{ij} = 1$  при наличии связи между агентами  $i$  и  $j$ , то структура общества может быть охарактеризована матрицей влияний

$$W = (w_{ij}), w_{ij} \geq 0, \sum_j w_{ij} = 1,$$

определяющей интенсивность информационного или ресурсного обмена.

### Правила поведения и взаимодействия в искусственном обществе

Динамика агентов задается функцией перехода

$$x_i(t+1) = f_i(x_i(t), \{x_j(t) : j \in N_i\}, \xi_i(t)),$$

где  $N_i$  — множество соседей агента  $a_i$ , а  $\xi_i(t)$  — случайное воздействие среды (например, шум спроса, погодные условия, задержки транспорта).

Функции  $f_i$  определяют логику принятия решений. В простейшем случае агенты могут следовать правилу адаптации к среднему состоянию:

$$x_i(t+1) = (1 - \alpha)x_i(t) + \alpha \sum_{j \in N_i} w_{ij}x_j(t),$$

где  $\alpha \in [0, 1]$  — коэффициент социальной восприимчивости.

Такое правило моделирует процессы согласования мнений, цен или скоростей движения.

В более сложных случаях агент имеет функцию полезности

$$U_i(x_i, x_{N_i}) = g_i(x_i) - c_i(x_i, x_{N_i}),$$

где  $g_i$  описывает выгоду (например, экономический доход), а  $c_i$  — издержки, связанные с конкуренцией или перегрузкой среды. Тогда поведение агента может подчиняться стохастической оптимизации:

$$x_i(t+1) = \arg \max_{x'_i} \mathbb{E}[U_i(x'_i, x_{N_i}(t)) | \mathcal{F}_t],$$

где  $\mathcal{F}_t$  — информация, доступная агенту к моменту  $t$ .

На мезоуровне важнейшую роль играет топология сети  $G$ . В мегаполисе она соответствует мультислойной структуре, включающей:

- транспортный слой  $G_T$  (автомобили, метро, пешеходы);
- экономический слой  $G_E$  (фирмы, поставщики, потребители);
- социально-коммуникационный слой  $G_S$  (жители, учреждения, онлайн-взаимодействия);
- инфраструктурный слой  $G_I$  (сети связи, энергоснабжения, логистики).

Каждый слой имеет собственную матрицу смежности  $A^{(k)}$  и веса  $W^{(k)}$ . Взаимодействие слоев описывается тензором связей  $\mathcal{W}_{ijk}$ , и можно моделировать перенос активности между подсистемами: например, транспортная перегрузка ( $G_T$ ) может снижать экономическую активность ( $G_E$ ).

На уровне всего общества нас интересуют агрегированные переменные

$$Y(t) = F(X(t)) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n h(x_i(t)),$$

где  $h$  — функция наблюдения, например, средний доход, интенсивность транспортных потоков, доля занятых.

Эволюция этих величин описывается стохастическими разностными уравнениями:

$$Y(t+1) = \Phi(Y(t)) + \eta(t),$$

где  $\Phi$  — нелинейный оператор коллективного взаимодействия, а  $\eta(t)$  — случайное возмущение. Такая структура позволяет анализировать устойчивость, эргодичность и сценарии самоорганизации.

Для мегаполиса  $Y(t)$  может включать вектор компонент:

$$Y(t) = (P_T(t), E(t), S(t)),$$

где  $P_T(t)$  — средняя транспортная плотность,  $E(t)$  — совокупный экономический выпуск,  $S(t)$  — индекс социальной удовлетворенности.

Их взаимосвязь можно описать системой:

$$\begin{cases} P_T(t+1) = f_T(P_T(t), E(t)), \\ E(t+1) = f_E(E(t), S(t)), \\ S(t+1) = f_S(S(t), P_T(t)). \end{cases}$$

Описанная система уравнений формирует макромодель искусственного общества мегаполиса, в которой транспорт, экономика и социум образуют взаимозависимый контур.

Искусственное общество обладает свойствами эмерджентности. Это означает, что поведение системы не сводится к сумме индивидуальных действий агентов.

Пусть  $\mu_t$  — распределение состояний агентов в момент  $t$ :

$$\mu_t(dx) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \delta_{x_i(t)}(dx).$$

Если динамика агентов стационарна, то  $\mu_t \rightarrow \mu^*$  — инвариантное распределение, описывающее устойчивое коллективное состояние.

Анализ его устойчивости проводится через оператора перехода  $P$ :

$$(Pf)(x) = \int f(x') K(x, dx'),$$

где  $K(x, dx')$  — вероятностное ядро переходов.

Фиксированные точки оператора  $P$  соответствуют устойчивым социальным структурам (например, равновесие цен, стабильные транспортные потоки, устоявшиеся паттерны расселения).

В практических реализациях модели искусственных обществ интегрируются в цифровые двойники городов. Пусть  $D(t)$  обозначает вектор

наблюдаемых данных мегаполиса (сенсорные данные о трафике, энергопотреблении, уровне загрязнения и др.). Тогда модель искусственного общества обеспечивает функцию прогноза:

$$\hat{D}(t+1) = G(X(t)),$$

а обратная связь корректирует модель по данным:

$$X(t+1) = f(X(t)) + K(D(t) - \hat{D}(t)),$$

где  $K$  — матрица адаптации (gain-матрица), регулирующая степень обучения модели на реальных данных.

Таким образом, искусственное общество становится компонентой самонастраивающейся системы — интеллектуальной экосистемы мегаполиса, способной объединять моделирование, сенсорику и аналитику в едином контуре.

Динамика искусственного общества может быть исследована при помощи агентно-ориентированных симуляций или системного анализа сценариев.

Если  $\theta$  — вектор параметров (например, коэффициенты реагирования населения на политику), то модель описывается как

$$X_\theta(t+1) = F_\theta(X_\theta(t), \xi(t)).$$

Множество возможных траекторий  $\{X_\theta(t)\}$  образует вероятностное пространство, на котором можно вычислять функционалы риска:

$$\rho(\theta) = \mathbb{E}[L(X_\theta(T))],$$

где  $L$  — функция потерь, отражающая нежелательные состояния (заторы, дефицит ресурсов, социальное напряжение).

Оптимизация параметров  $\theta$  позволяет искать устойчивые и эффективные стратегии развития мегаполиса.

Таким образом, структура искусственного общества объединяет три уровня:

- микроуровень — индивидуальные агенты с когнитивными и экономическими правилами поведения;
- мезоуровень — сеть взаимодействий и институтов;
- макроуровень — агрегированные эффекты и сценарии развития.

Эта иерархия воспроизводит основные принципы системного мышления: от локальных решений к глобальным закономерностям, от индивидуальной рациональности к коллективной эмерджентности. Искусственные общества становятся не только инструментом прогнозирования, но и средством познания — цифровой лабораторией для исследования самоорганизации, устойчивости и динамики городской жизни [1].

## Методы анализа и визуализации искусственных обществ мегаполиса

В исследовании искусственных обществ мегаполиса объединяются методы статистики, сетевой теории, топологического анализа данных и машинного обучения. Целью таких методов является извлечение устойчивых закономерностей из динамики агентов, выявление структурных свойств системы и формирование интерпретируемых визуальных образов коллективного поведения. В контексте цифрового двойника мегаполиса это позволяет переходить от локальных наблюдений к интегральным показателям устойчивости, эффективности и социальной адаптивности городской среды.

Базовой структурой искусственного общества является граф взаимодействий  $G = (N, E, W)$ , где  $N$  – множество агентов,  $E$  – связи между ними, а  $W = (w_{ij})$  – матрица весов влияний.

Сетевые метрики позволяют описывать структуру общества через количественные характеристики. Основные из них включают:

1) степень вершины

$$k_i = \sum_j a_{ij},$$

определенную количество связей агента  $i$  и отражающую его локальную активность;

2) среднюю степень сети

$$\bar{k} = \frac{1}{n} \sum_i k_i,$$

характеризующую плотность коммуникаций в обществе;

3) коэффициент кластеризации

$$C_i = \frac{2e_i}{k_i(k_i - 1)},$$

где  $e_i$  – число связей между соседями агента  $i$ ; показатель локальной когезии, важный при анализе социальных групп и профессиональных сообществ;

4) межцентральность

$$B_i = \sum_{s \neq i \neq t} \frac{\sigma_{st}(i)}{\sigma_{st}},$$

где  $\sigma_{st}$  – число кратчайших путей между агентами  $s$  и  $t$ , а  $\sigma_{st}(i)$  – количество тех из них, которые проходят через  $i$ . Эта метрика выявляет агентов, играющих роль «мостов» между кластерами мегаполиса;

5) коэффициент модульности

$$Q = \frac{1}{2m} \sum_{ij} \left( w_{ij} - \frac{k_i k_j}{2m} \right) \delta(c_i, c_j),$$

который позволяет выявлять естественные сообщества агентов (районы, отраслевые группы, кластеры транспорта).

На основе этих метрик строится сетевой портрет мегаполиса, который описывает не только географическое распределение связей, но и социально-экономическую топологию города.

Кластеризация в искусственных обществах используется для выявления групп агентов с близкими состояниями или функциями (сходная транспортная нагрузка, социальная активность и т. п.). Формально для набора векторов состояний  $\{x_i(t)\}_{i=1}^n \subset \mathbb{R}^d$  задача кластеризации состоит в разбиении множества на непересекающиеся подмножества  $C_1, \dots, C_k$ , минимизирующие внутрикластерное рассеяние:

$$\min_{C_1, \dots, C_k} \sum_{k=1}^K \sum_{x_i \in C_k} \|x_i - \mu_k\|^2,$$

где  $\mu_k$  – центр кластера.

Для сетевых структур применяются методы спектральной кластеризации, основанные на анализе собственных векторов лапласиана графа:

$$L = D - W,$$

где  $D$  – диагональная матрица степеней.

Координаты агентов в пространстве собственных векторов  $(v_1, v_2, \dots, v_K)$  позволяют выявлять естественные сообщества без предварительных предположений о числе кластеров.

Топологические методы дают возможность исследовать неявную геометрию состояния общества. Пусть множество состояний агентов  $X = \{x_i(t)\} \subset \mathbb{R}^d$  задает облако точек. На основе расстояний  $d_{ij} = \|x_i - x_j\|$  строится симплексный комплекс (например, комплекс Виеториса – Рипса), который отражает многомерные связи между агентами.

Топологическая инвариант, называемая гомологическими группами  $H_k(X)$ , характеризует количество компонент связности, циклов и каверн в данных. Персистентная гомология описывает, как эти топологические признаки изменяются при варьировании масштаба  $\epsilon$ , порождая диаграммы устойчивости:

$$PH_k(X) = \{(b_i, d_i)\},$$

где  $b_i, d_i$  – параметры рождения и смерти  $n$ -мерных циклов.

Топологический анализ помогает выявлять устойчивые формы пространственной и социальной сегментации мегаполиса, например, стабильные районы, кластеры инфраструктуры или циклы миграции.

Визуализация искусственных обществ направлена на отображение динамики во времени. Пусть  $x_i(t)$  — положение или состояние агента, тогда траектория  $\gamma_i : t \mapsto x_i(t)$  представляет собой кривую в фазовом пространстве. Для коллективного анализа строятся поля плотности:

$$\rho(x, t) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n K_\sigma(x - x_i(t)),$$

где  $K_\sigma$  — ядро Гаусса. Эта функция описывает пространственную концентрацию активности, например, плотность транспорта или населения в мегаполисе.

Визуализация эволюции  $\rho(x, t)$  позволяет наблюдать, как формируются узлы перегрузки, «холодные зоны» экономической активности и траектории миграции.

Для анализа направленных потоков используются векторные поля:

$$v(x, t) = \frac{dx}{dt} = F(x, t),$$

которые отображают среднюю динамику агентов в пространстве. Это позволяет моделировать процессы распространения информации, эпидемий, экономических импульсов или инноваций.

Современные модели искусственных обществ генерируют огромные массивы данных, где каждый агент имеет десятки параметров. Поэтому ключевое значение приобретают методы машинного обучения, позволяющие извлекать закономерности и сокращать размерность.

В качестве базового подхода рассмотрим автоэнкодеры и нелинейное сжатие данных. Пусть  $x_i \in \mathbb{R}^d$  — вектор признаков агента. Автоэнкoder реализует отображение

$$x_i \mapsto z_i = f_\theta(x_i) \in \mathbb{R}^k, k \ll d$$

и последующую реконструкцию  $\hat{x}_i = g_\theta(z_i)$ , минимизируя ошибку:

$$L(\theta) = \sum_i \|x_i - g_\theta(f_\theta(x_i))\|^2.$$

Таким образом, агенты проецируются в «социальное латентное пространство» низкой размерности, где можно проводить кластеризацию, анализ аномалий или визуализацию.

Однако анализ индивидуальных характеристик недостаточен для понимания системных свойств искусственного общества. В этой связи перейдем к рассмотрению графовых нейронных сетей (GNN — Graph Neural Network). Для анализа структурных закономерностей применяется обобщение нейросетей на графы. Каждый агент имеет вектор признаков  $h_i^{(0)}$ , а слои сети выполняют свертку по соседям:

$$h_i^{(l+1)} = \sigma \left( \sum_{j \in N_i} w_{ij} W^{(l)} h_j^{(l)} + b^{(l)} \right).$$

После нескольких итераций сеть формирует эмбеддинги, отражающие положение агента в социальной структуре. GNN позволяют предсказывать динамику узлов, выявлять ключевые агенты и оценивать последствия управлений воздействий (например, закрытия транспортного узла или введения новых налоговых мер).

В гибридных цифровых двойниках мегаполиса особое значение приобретают архитектуры, которые основаны на механизмах внимания, где матрица взаимодействий между агентами вычисляется аддитивно:

$$\alpha_{ij} = \frac{\exp(score(h_i, h_j))}{\sum_k \exp(score(h_i, h_k))}.$$

Это позволяет моделировать изменчивую значимость взаимодействий, например, рост влияния определенных акторов при кризисных сценариях.

Для системной оценки искусственного общества применяются методы устойчивости и чувствительности. Пусть  $Y(t)$  — макропараметры общества, тогда линейная аппроксимация их динамики имеет вид:

$$\delta Y(t+1) = J \delta Y(t),$$

где  $J = \frac{\partial F}{\partial Y}$  — якобиан системы.

Собственные значения  $\lambda_i(J)$  определяют тип динамики:

- $|\lambda_i| < 1$  — устойчивая структура;
- $|\lambda_i| > 1$  — возможен хаос или кризис.

Анализ этих спектров позволяет оценивать реакцию мегаполиса на внешние возмущения, например, транспортные перегрузки или экономические шоки.

Результаты анализа искусственного общества интегрируются в визуальные панели цифрового двойника мегаполиса. Здесь применяются различные формы представления:

- сетевые диаграммы — показывают топологию взаимодействий между агентами и кластерами;
- тепловые карты — отображают пространственное распределение плотностей  $\rho(x, t)$ ;
- траекторные поля — визуализируют потоки перемещения агентов;
- диаграммы устойчивости — показывают появление и исчезновение топологических циклов во времени.

Современные интерфейсы цифровых двойников позволяют не только наблюдать эти визуализации,

но и взаимодействовать с ними в реальном времени, управляя параметрами модели и сценариями симуляции. Тем самым визуализация становится не только инструментом анализа, но и частью интерактивного научного эксперимента [6].

Методы анализа и визуализации искусственных обществ неразрывно связаны с задачами управления. Они позволяют оценивать последствия управлений решений до их реализации, выявлять потенциальные кризисы и формировать адаптивные стратегии. Совмещение сетевых, топологических и нейросетевых методов в едином цифровом контуре делает возможным создание когнитивных моделей мегаполиса — систем, где человек и искусственный интеллект совместно интерпретируют и предсказывают поведение городской среды [5; 7].

### **Применение моделей искусственных обществ для экономики мегаполиса**

Современная экономика мегаполиса представляет собой многоуровневую, нелинейную и адаптивную систему, в которой взаимодействуют жители, предприятия, государственные институты, инфраструктурные операторы и финансовые организации. Эти взаимодействия происходят в условиях постоянных изменений спроса, технологических инноваций, миграции и информационных потоков. Традиционные макроэкономические модели, основанные на агрегированных зависимостях и равновесных допущениях, часто оказываются недостаточными для описания таких процессов. В этом контексте агентно-ориентированная парадигма экономического моделирования становится мощным инструментом анализа, прогнозирования и поддержки решений, позволяя воспроизвести сложную микродинамику городской экономики и исследовать сценарии ее развития в виртуальной среде.

В основе данного подхода лежит представление экономики мегаполиса как системы взаимодействующих агентов:

$$\mathcal{E} = \{a_i = (x_i, s_i, r_i, f_i) | i = 1, \dots, n\},$$

где  $x_i$  — состояние агента (запасы ресурсов, капитал, местоположение),  $s_i$  — стратегия поведения,  $r_i$  — набор связей с другими агентами,  $f_i$  — функция принятия решений.

Каждый агент действует, исходя из ограниченной информации, и адаптирует стратегию к изменяющимся условиям рынка.

Экономическая активность формируется в результате обмена ресурсами, труда, товарами и информацией. Для агента  $i$  вводится баланс ресурсов:

$$R_i(t+1) = R_i(t) + \sum_j T_{ji}(t) - \sum_j T_{ij}(t) + P_i(t),$$

где  $T_{ij}(t)$  — трансакции между агентами, а  $P_i(t)$  — внешний доход (например, субсидия или прибыль от инновации). Эта динамика формирует экономическое поле мегаполиса — пространственно-временную структуру потоков и перераспределений.

Мегаполис можно рассматривать как совокупность территориальных ячеек  $\Omega = \{\omega_1, \dots, \omega_M\}$ , каждая из которых характеризуется плотностью экономической активности  $\rho(\omega, t)$ .

Агенты выбирают местоположение в зависимости от потенциала территории:

$$\Pi(\omega) = \alpha E(\omega) + \beta S(\omega) - \gamma C(\omega),$$

где  $E(\omega)$  — ожидаемая экономическая выгода,  $S(\omega)$  — социальная привлекательность,  $C(\omega)$  — издержки размещения, а коэффициенты  $\alpha, \beta, \gamma$  задают относительную важность факторов. Таким образом, формируется динамика распределения населения и бизнеса:

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} = D \nabla^2 \rho + \rho (\Pi(\omega) - \bar{\Pi}),$$

где  $D$  — коэффициент пространственной мобильности, а  $\bar{\Pi}$  — средняя полезность по мегаполису.

Это уравнение аналогично моделям реакционно-диффузионного типа и описывает формирование центров концентрации экономической активности — «полюсов роста».

На микроуровне экономика искусственного общества состоит из двух основных типов агентов — домашних хозяйств и фирм. Домашние хозяйства максимизируют полезность:

$$U_i(c_i, l_i) = u(c_i) - v(l_i),$$

где  $c_i$  — уровень потребления,  $l_i$  — трудовые усилия.

Фирмы минимизируют издержки при заданном выпуске:

$$C_j = wL_j + rK_j,$$

где  $L_j$  и  $K_j$  — труд и капитал,  $w, r$  — их цены.

Механизм рынка формируется как результат обмена между множествами агентов:

$$M(t) = \{(p_k(t), D_k(t), S_k(t))\}_{k=1}^m,$$

где  $p_k$  — цены товаров,  $D_k, S_k$  — спрос и предложение.

В отличие от классических равновесных моделей, в искусственном обществе равновесие не предполагается заранее, оно возникает в ходе флюктуаций, кризисов и затем адаптации.

Отталкиваясь от микроуровневого анализа, естественным образом переходим к макроэкономической агрегации и индикаторам. Для описания агрегированных эффектов используются макропараметры, получаемые усреднением по агентам:

$$Y(t+1) = Y(t) + \eta_C C(t) + \eta_I I(t) - \delta Y(t) + \xi(t),$$

где  $Y$  — совокупный выпуск,  $C$  — потребление,  $I$  — инвестиции.

Динамика мегаполиса может быть выражена в виде стохастического уравнения роста:

$$Y(t+1) = Y(t) + \eta_C C(t) + \eta_I I(t) - \delta Y(t) + \xi(t),$$

где  $\eta_C, \eta_I$  — коэффициенты мультиплексивного эффекта,  $\delta$  — норма амортизации,  $\xi(t)$  — случайные шоки.

Такое уравнение связывает микроуровень поведения агентов с макроэкономическими колебаниями.

Особенностью мегаполиса является высокая плотность инноваций и знаний. В рамках искусственного общества инновационный процесс описывается через распространение идей между агентами:

$$\frac{dI_i}{dt} = \beta \sum_{j \in N_i} w_{ij} (I_j - I_i),$$

где  $I_i$  — уровень инновационности агента,  $\beta$  — коэффициент диффузии знаний. Решение этого уравнения демонстрирует, что инновационные центры мегаполиса (университеты, технологические парки, стартап-кластеры) выступают ядрами, вокруг которых формируются волны технологического обновления.

В совокупности эти процессы определяют инновационный потенциал города — одну из ключевых характеристик интеллектуальной экономики.

Модели искусственных обществ позволяют анализировать экономические риски мегаполиса в контексте стохастических возмущений.

Пусть  $X(t)$  — вектор макросостояний экономики (цены, занятость, производство), тогда стохастическая динамика может быть записана в форме уравнения Ланжевена:

$$dX = F(X)dt + G(X)dW_t,$$

где  $W_t$  — винеровский процесс,  $F(X)$  — детерминированная часть (тенденции),  $G(X)$  — матрица чувствительности к шумам.

Соответствующее уравнение Фоккера — Планка для плотности  $\rho(x, t)$ :

$$\frac{\partial \rho}{\partial t} = -\nabla \cdot (F(x)\rho) + \frac{1}{2} \nabla^2 : (G(x)G(x)^\top \rho)$$

позволяет исследовать вероятностное распределение состояний экономики и оценивать вероятность перехода в кризисные режимы.

Таким образом, искусственное общество становится инструментом количественной оценки экономической устойчивости и разработки стратегий смягчения рисков.

Особенно значимо применение искусственных обществ в составе цифровых двойников мегаполисов, где модель непрерывно обновляется данными из городской инфраструктуры: транспорт, энергосети, социальные сервисы, налоговые базы.

Пусть  $D(t)$  обозначает вектор наблюдаемых экономических индикаторов, а  $\hat{D}(t)$  — прогноз модели. Тогда обратная связь реализуется через механизм коррекции:

$$X(t+1) = f(X(t)) + K(D(t) - \hat{D}(t)),$$

где  $K$  — матрица Калмана или более общая адаптивная матрица усиления. Таким образом, формируется гибридная система управления, в которой цифровой двойник не только отображает, но и предсказывает экономическую динамику города, предлагая оптимальные меры регулирования.

Сценарное моделирование в искусственных обществах позволяет анализировать последствия управлений решений. Например, можно задать набор политик  $\Pi = \{\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_m\}$ , каждая из которых изменяет параметры системы (налоги, субсидии, инфраструктурные инвестиции). Результаты симуляций дают распределения макропоказателей:

$$Y_\pi(T) = F_\pi(X_0, \xi(t)),$$

и на их основе вычисляются показатели эффективности:

$$\eta_\pi = \frac{\mathbb{E}[Y_\pi(T)] - Y_0}{\text{Var}[Y_\pi(T)] + \varepsilon}.$$

Это позволяет оценивать компромисс между ростом и стабильностью, а также формировать стратегию балансировки интересов между социальными, транспортными и экономическими подсистемами мегаполиса.

В практических исследованиях искусственные общества используются для анализа пространственного распределения экономической плотности — числа активных фирм или занятых на единицу площади. Если  $\rho_E(x, t)$  обозначает эту плотность, то ее эволюция описывается уравнением:

$$\frac{\partial \rho_E}{\partial t} = D_E \nabla^2 \rho_E + \lambda (\Pi(x, t) - \bar{\Pi}),$$

где  $D_E$  — коэффициент «экономической диффузии», отражающий мобильность бизнеса.

Модели показывают, что даже слабые изменения потенциала  $\Pi(x, t)$  (например, строительство транспортной развязки или технопарка) могут привести к нелинейному росту плотности в локальных центрах — эффекту, аналогичному фазовому переходу.

Искусственное общество экономики мегаполиса — это не просто симулятор, а искусственная экономическая экосистема, где поведение, риски и инновации моделируются как эмерджентные свойства взаимодействий.

Такой подход объединяет экономику, урбанистику и информационные технологии, создавая основу для когнитивного управления городом.

В перспективе искусственные общества могут стать ядром систем «интеллектуального прогнозирования», способных выявлять ранние признаки кризисов, оптимизировать транспортно-экономические цепочки и предлагать решения в режиме реального времени.

## Выводы и перспективы развития моделей искусственных обществ мегаполиса

Современные исследования сложных урбанизированных систем демонстрируют, что мегаполис — это не просто совокупность инфраструктур и населения, а самоорганизующаяся социально-техническая экосистема, где взаимодействуют экономические, транспортные, энергетические, информационные и культурные подсистемы.

В условиях непрерывного роста сложности и взаимозависимости таких систем традиционные методы планирования и управления становятся недостаточными. На первый план выходят модели искусственных обществ, позволяющие воссоздавать поведение мегаполиса как динамического организма, способного к адаптации, обучению и эволюции.

Модели искусственных обществ выполняют двойную функцию — исследовательскую и конструктивную. С одной стороны, они служат инструментом научного познания, позволяя наблюдать эмерджентные эффекты, возникающие из локальных взаимодействий агентов: формирование равновесий, кризисов, коопераций, инновационных кластеров. С другой — они становятся элементом проектирования будущих урбанистических систем: цифровых двойников, адаптивных экономик, интеллектуальных транспортных сетей.

Иными словами, искусственное общество — это не просто модель реальности, а экспериментальная

платформа для конструирования возможных миров, где можно проверять гипотезы о поведении социума и экономики до их внедрения в реальную среду.

Главный результат последних лет — формирование новой исследовательской парадигмы, объединяющей идеи физики сложных систем, эконометрики, кибернетики, когнитивных наук и искусственного интеллекта. Модели искусственных обществ мегаполиса являются проявлением этой парадигмы: они соединяют математическую строгость, вычислительную наблюдаемость и социальную интерпретируемость.

Если классические модели стремились редуцировать сложность (агрегируя), то искусственные общества делают обратное — воссоздают сложность, но в управляемом вычислительном пространстве.

Это движение от редукции к репродукции сложности знаменует переход к новой фазе научного моделирования: не к абстрактным уравнениям, а к интерактивным цифровым организмам.

В отличие от линейных прогнозных моделей, искусственные общества позволяют описывать нелинейные и стохастические эффекты, свойственные экономике мегаполиса, включая:

- формирование «точек роста» и самоорганизующихся кластеров;
- внезапные кризисы, обусловленные накоплением локальных неравновесий;
- распространение информационных волн и инноваций;
- адаптацию агентов под воздействием внешних шоков.

Искусственные общества дают возможность наблюдать, как из микроскопических решений возникает макроскопическая структура — аналог физического явления конденсации порядка из хаоса.

Тем самым цифровые модели общества становятся своего рода «социальной термодинамикой» мегаполиса.

Одним из ключевых направлений развития является интеграция искусственных обществ с цифровыми двойниками городов. В такой архитектуре модель искусственного общества выполняет роль динамического ядра, обновляющегося на основе потоков реальных данных, а именно: сенсорных измерений, экономической статистики, транспортных метрик, социальных сетей. Это превращает модель в живую цифровую экосистему, способную к самообучению и корректировке прогнозов в реальном времени.

С математической точки зрения этот процесс описывается как сопряженная система:

$$\begin{cases} X_m(t+1) = f(X_m(t)) + K(D_r(t) - H(X_m(t))), \\ D_r(t+1) = H(X_r(t)), \end{cases}$$

где  $X_m$  — состояния искусственного общества,  $D_r$  — реальные наблюдения,  $H$  — оператор проекции данных,  $K$  — матрица адаптации. Такой механизм обеспечивает когнитивную обратную связь между моделью и реальностью — основу саморегулирующихся цифровых городов.

Следующим шагом в развитии искусственных обществ является включение методов глубокого обучения, вероятностных графов и гибридных ИИ-систем. Графовые нейронные сети, вариационные автоэнкодеры и трансформеры позволяют описывать поведение агентов с учетом их историй, контекста и стратегий.

Вместо фиксированных правил взаимодействия можно использовать обучаемые функции переходов:

$$x_i(t+1) = F_0(x_i(t), x_{N_i}(t), \xi_i(t)),$$

где  $F_0$  — нейросетевая аппроксимация, обучаемая на данных цифрового двойника.

Это приближает искусственные общества к понятию обучающихся социумов, способных эволюционировать под воздействием информации и управлеченческих сигналов.

Так возникает новый уровень когнитивной сложности — искусственная социальность, где модели не только имитируют, но и учатся на основе поведения реальных людей и институтов.

С развитием подобных систем встают вопросы не только технические, но и этические и философские. Если искусственное общество используется для прогнозирования экономических решений, то возникает проблема интерпретируемости и прозрачности моделей. Необходимы принципы ответственности, объяснимости и контроля, чтобы цифровая симуляция не подменила реальность, а служила инструментом ее осмысления.

С точки зрения теории систем устойчивое развитие мегаполиса требует баланса между тремя типами обратных связей:

- технической (регулирование инфраструктур);
- экономической (перераспределение ресурсов);
- социальной (поддержание доверия и когнитивного равновесия).

Модели искусственных обществ позволяют исследовать этот баланс количественно, выявляя граничицы стабильности и сценарии потери устойчивости.

Перспективы развития моделей искусственных обществ мегаполиса лежат в нескольких направлениях.

1. Математическое направление: формулирование уравнений коллективного поведения (аналоги Фоккера — Планка, мастер-уравнений, энтропийных функционалов), изучение бифуркаций и режимов самоорганизации.

2. Информационно-технологическое направление: создание гибридных вычислительных архитектур, интегрирующих агентное моделирование, базы данных и машинное обучение в реальном времени.

3. Социально-гуманитарное направление: разработка этических стандартов цифрового управления, интерпретация моделей с точки зрения когнитивных и культурных факторов.

4. Образовательное направление: применение искусственных обществ в подготовке специалистов для умных городов, цифровой экономики и систем управления сложными объектами.

Таким образом, искусственные общества становятся не только инструментом науки, но и новой формой научной культуры — цифровым способом мышления о взаимодействии человека, техники и общества.

С философской точки зрения искусственное общество мегаполиса воплощает идею второй природы — искусственной среды, созданной разумом, но подчиненной тем же законам самоорганизации, что и природные системы.

Город становится не просто пространством проживания, а вычислимым организмом, в котором данные, агенты и алгоритмы образуют новое онтологическое единство. В этом смысле мегаполис XXI в. — это социальная машина, в которой границы между человеком и алгоритмом становятся проницаемыми, а управление приобретает когнитивный характер.

## Заключение

Искусственные общества — это не только инструмент объяснения, но и механизм когнитивного проектирования: они помогают видеть город как «вычислимый» организм, в котором рационально управляемая сложность становится источником устойчивого развития.

Модели искусственных обществ предоставляют воспроизводимую и расширяемую основу для исследования и проектирования мегаполиса как эмерджентной социально-технической экосистемы. Их сила — в совмещении микрооснованных правил поведения, сетевой мезоструктуры и макросостояний, связанных нелинейными и стохастическими механизмами. Такой взгляд делает наблюдаемыми критические феномены: появление узлов перегрузки, разрывов доступности, кластеров инноваций,

а также траекторий перехода между устойчивыми режимами.

Интеграция с цифровым двойником выводит искусственные общества за рамки онлайн-симуляций: контуры обратной связи и калибровка по данным позволяют поддерживать актуальность моделей, оценивать чувствительность к шокам и формировать адаптивные решения. Применительно к экономике мегаполиса это выражается в количественной оценке пространственной плотности бизнеса, в тестировании бюджетно-налоговых и инфраструктурных сценариев, в моделировании диффузии знаний и человеческого капитала.

Дальнейшие направления включают разработку гибридных (механистически обучаемых) правил агентов, применение топологической динамики для мониторинга структурных сдвигов, расширение этико-правового каркаса объяснимости и ответственности, внедрение процедур верификации (валидации) по многоисточниковым данным. В практическом плане ключевой задачей видится построение открытых модульных платформ, совмещающих агентное моделирование, потоковую аналитику и визуальные панели, для совместной работы исследователей и городских управлений.



## Информационные источники

1. Куркин А. А. Моделирование экономических рисков мегаполисов // Вестник Университета Правительства Москвы. 2025. № 3. С. 10–19.
2. Макаров В. Л. Искусственные общества: новый инструмент для лучшего понимания устройства общества // Искусственные общества. 2010. Т. 5. Вып. 1–4. URL: <https://artsoc.jes.su/s207751800000064-9-1/> (дата обращения: 09.11.2025).
3. Макаров В. Л., Бахтизин А. Р., Сушко Е. Д. Агент-ориентированная модель как инструмент регулирования экологии региона // Журнал Новой экономической ассоциации. 2020. № 1 (45). С. 151–171. DOI: 10.31737/2221-2264-2020-45-1-6.
4. Макаров В. Л., Бахтизин А. Р., Сушко Е. Д. Компьютерное моделирование взаимодействия между муниципалитетами, регионами, органами государственного управления // Проблемы управления. 2013. № 6. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/kompyuternoe-modelirovanie-vzaimodeystviya-mezhdru-munitsipalitetami-regionami-organami-gosudarstvennogo-upravleniya> (дата обращения: 09.11.2025).
5. Останина О. И. Инфраструктура мест накопления отходов в Москве: территориальная статистика и анализ // Вестник Университета Правительства Москвы. 2025. № 3. С. 34–40.
6. Шмелева А. Г. Экономическая плотность отраслей промышленности в Москве // Вестник Университета Правительства Москвы. 2025. № 3. С. 20–33.
7. Feitosa F. F., Le Q. B., Vlek P. L. G. Multi-Agent Simulator for Urban Segregation (MASUS): A Tool to Explore Alternatives for Promoting Inclusive Cities // Computers, Environment and Urban Systems. 2011. Vol. 35. Issue 2. Pp. 104–115. DOI: 10.1016/j.compenvurbsys.2010.06.001.

## References

1. Kurkin A. A. Modeling of Economic Risks of Megacities. *MMGU Herald*, 2025, no. 3, pp. 10-19. (In Russ.).
2. Makarov V. L. A New Tool for a Better Understanding of the Structure of Society. *Artificial Societies*, 2010, vol. 5, iss. 1-4. Available at: <https://artsoc.jes.su/s207751800000064-9-1/> (accessed: 09.11.2025). (In Russ.).
3. Makarov V. L., Bakhtizin A. R., Sushko E. D. Agent-Based Model as a Tool for Regulating the Ecology of a Region. *Journal of the New Economic Association*, 2020, no. 1 (45), pp. 151-171. DOI: 10.31737/2221-2264-2020-45-1-6. (In Russ.).
4. Makarov V. L., Bakhtizin A. R., Sushko E. D. Computer Modeling of Interaction Between Municipalities, Regions, and Public Administration Bodies. *Control Sciences*, 2013, no. 6. Available at: <https://cyberleninka.ru/article/n/kompyuternoe-modelirovanie-vzaimodeystviya-mezhdru-munitsipalitetami-regionami-organami-gosudarstvennogo-upravleniya> (accessed: 09.11.2025). (In Russ.).
5. Ostanina O. I. Infrastructure of Waste Accumulation Sites in Moscow: Territorial Statistics and Analysis. *MMGU Herald*, 2025, no. 3, pp. 34-40. (In Russ.).
6. Shmelleva A. G. Economic Density of Industrial Sectors in Moscow. *MMGU Herald*, 2025, no. 3, pp. 20-33. (In Russ.).
7. Feitosa F. F., Le Q. B., Vlek P. L. G. Multi-Agent Simulator for Urban Segregation (MASUS): A Tool to Explore Alternatives for Promoting Inclusive Cities. *Computers, Environment and Urban Systems*, 2011, vol. 35, is. 2, pp. 104-115. DOI: 10.1016/j.compenvurbsys.2010.06.001.