

УДК 004.94:573.22

КОМПЬЮТЕРНОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ МЕХАНИЗМОВ ФОРМИРОВАНИЯ И РАСПРОСТРАНЕНИЯ СОЦИАЛЬНО-БИОЛОГИЧЕСКИХ СВЯЗЕЙ И ДИНАМИКИ ПОВЕДЕНИЯ

© 2014 г. С.А. Лашин^{1,2}, Е.А. Мамонтова²,
Ю.Г. Матушкин^{1,2}, Н.А. Колчанов^{1,2}

¹ Федеральное государственное бюджетное учреждение науки Институт цитологии и генетики
Сибирского отделения Российской академии наук, Новосибирск, Россия,
e-mail: lashin@bionet.nsc.ru;

² Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования
«Новосибирский национальный исследовательский государственный университет»,
Новосибирск, Россия

Поступила в редакцию 15 октября 2014 г. Принята к публикации 31 октября 2014 г.

В настоящее время в открытой печати опубликовано большое количество работ (более 10 000), посвященных использованию средств математического и компьютерного моделирования в исследовании социальных и биологических систем. В ИЦиГ СО РАН ведется разработка программных средств для анализа распространения идей и мнений в социальных системах с учетом не только социальных, но и биологических (генетических, психологических, физиологических) факторов. Учет большего числа факторов в подобных моделях позволит проводить более полный анализ социальных процессов, выдавать более точный прогноз и рекомендовать более точную стратегию управления процессами. Для подобных задач часто используется агентно-ориентированное моделирование. В данной работе рассматривается простая модель, введенная Bonabeau (2002), в которой феномены возникают за счет двух стратегий поведения у агентов. На ее основе была сконструирована социально-биологическая модель (расширение модели Bonabeau), в которой агенты обладают большим числом характеристик, что позволяет варьировать социальные и биологические подмодели в рамках одного программного средства. Большее число возможных правил поведения (неудовлетворенность, враждебность, скорость) отдельного агента многократно увеличивает многообразие результирующей динамики системы. Введение параметра неудовлетворенности позволяет сравнивать оценку собственной успешности для различных групп агентов (может интерпретироваться как самооценка). Модель может быть доработана посредством добавления в нее механизмов передачи идей и мнений, что позволит моделировать распространение идей внутри популяции (в то же время моделировать распространение болезней, слухов, любой информации); реализацией неоднородного распределения параметров внутри популяции (например, скорости, враждебности – в настоящее время это общий параметр для всех агентов популяции); рассмотрением различных топологий социальной сети. Но уже сейчас модель «агрессор–защитник» способна воспроизвести возникновение большого числа социальных и биологических явлений.

Ключевые слова: социальные системы, агентное моделирование, параллельное программирование, модель «агрессор–защитник».

ВВЕДЕНИЕ

Последние несколько лет ознаменовались ростом интереса к системным подходам в области социальной эпидемиологии (El-Sayed *et al.*, 2012). Основными инструментами ис-

следований в этой области являются анализ социальных сетей и агентно-ориентированное моделирование (АО модели или АОМ). Анализ социальных сетей позволяет ответить на вопросы о связи между топологией сети и скоростью распространения (и угасания) в ней информа-

мации различного рода, тогда как АО модели позволяют во многих случаях провести прямое имитационное моделирование популяции с возможностью явного задания правил генерации и обработки информации агентами. Хотя сетевой анализ подходит для исследования механизмов «социального заражения» (Social Epidemiology, 2000), для его проведения требуется наличие большого объема экспериментальных данных (что на практике встречается достаточно редко), это может ограничивать применение данных методов на практике. В этой ситуации использование АО моделей для оценки факторов, влияющих на распространение идей, оказывается наиболее естественным решением, особенно при рассмотрении факторов, относящихся к разным уровням биологической/социальной организации сообщества или его отдельных индивидуумов (El-Sayed *et al.*, 2012). В данной работе рассматривается простая модель, введенная Bonabeau (2000), в которой феномены возникают за счет двух стратегий поведения у агентов. Была поставлена задача – сконструировать на ее основе социально-биологическую модель, в которой агенты обладают большим числом характеристик, что позволяет варьировать социальные и биологические подмодели в рамках одного программного средства.

КРАТКИЙ ОБЗОР ПРОБЛЕМЫ

Агентно-ориентированные методы моделирования

Традиционно агентно-ориентированные системы моделирования (т. е. системы, моделирующие частицы как отдельные объекты, например методы Монте-Карло, клеточные автоматы, нейронные сети...) считаются альтернативой описания динамики системы при помощи дифференциальных уравнений. Сложность дифференциальных уравнений, описывающих систему, возрастает экспоненциально с увеличением сложности поведения отдельного агента.

Агентно-ориентированные модели не только решают данную проблему, но имеют еще ряд преимуществ. Во-первых, такие модели позволяют рассматривать процесс возникновения феномена, в то время как модели, основанные на дифференциальных уравнениях, имеют дело с

итоговым состоянием системы, оперируют преимущественно усредненными значениями параметров. Во-вторых, агентно-ориентированные модели являются гибкими и настраиваемыми: гетерогенная топология сети взаимодействий, наличие у агентов памяти, обучение и адаптация дают непредсказуемые эффекты, которые невозможно отследить в рамках модели, основанной на дифференциальных уравнениях, в то же время данные настройки легко реализуемы в рамках агентно-ориентированных моделей.

Наконец, агентные модели рассматривают систему на различных уровнях детализации (отдельный агент, группа агентов, вся популяция) и позволяют настраивать индивидуальные стратегии и получать результаты для каждого из таких уровней (Bonabeau, 2002).

Изначально агентно-ориентированные модели применялись для описания процессов молекулярной динамики (Metropolis *et al.*, 1953; Alder, Wainwright, 1957, 1959), затем для описания движения взаимодействующих «разумных» агентов (под взаимодействием здесь понимаются обмен сообщениями и изменение внутреннего состояния агентов) (McCarthy, 1959; Minsky, 1961; Hewitt, 1970), приобрели популярность в биологии популяций (Matsuda *et al.*, 1992). В настоящее время этот подход применяется повсеместно для моделирования: динамики мнений, распространения культуры, динамики языков, поведения толпы, финансовых потоков, движения транспорта, различных физических процессов (Castellano *et al.*, 2009).

Математическое моделирование социально-биологических явлений

Возникновение принципиально новых социальных явлений (таких как Интернет), а также возможности использования больших баз данных послужили толчком к применению численного анализа в социологии, в том числе с использованием математических моделей, заимствованных из физики. Общим для таких моделей является то, что они могут быть использованы для исследования возникновения порядка в изначально неупорядоченной системе. Под порядком понимается консенсус, согласие, однородность (например, принятие общего решения, формирование иерархии, общего языка

или культуры), под беспорядком – фрагментация или несогласие; ключевыми моментами формирования общего мнения, культуры или языка являются взаимодействие агентов и их стремление становиться похожими друг на друга.

Перечислим некоторые известные модели социальной динамики, использующие идеи физики и агентное моделирование: модель избирателя (Clifford, Sudbury, 1973; Holley, Liggett, 1975), приобретшая известность как пример неравновесного стохастического процесса, аналитически разрешимого для любой размерности; модель с правилом большинства (Galam, 2002), реализующая принцип социальной инерции, согласно которому люди неохотно принимают изменения, если их не поддерживает явное большинство; модели социального влияния (Latané, 1981; Nowak *et al.*, 1990; Lewenstein *et al.*, 1992), рассматривающие зависимость силы взаимодействия от расстояния (как пространственного, так и расстояния в абстрактном пространстве мнений); модель Sznajd (Sznajd-Weron, Sznajd, 2000), изначально предназначенная для описания распространения мнений, однако повторяющая динамику модели избирателя; модель Deffuant (Deffuant *et al.*, 2000) и модель Hegselmann–Krause (Hegselmann, Krause, 2002), имеющие дело с непрерывными мнениями, т. е. мнениями с диапазоном возможных вариантов, описываемых в модели вещественными числами; модель Axelrod (Axelrod, 1997), базирующаяся на двух базовых механизмах культурной ассимиляции: стремлении агентов становиться более похожими друг на друга и тенденции схожих агентов чаще взаимодействовать друг с другом.

В методологии АОМ система моделируется в виде набора автономных объектов, каждый из которых принимает решение самостоятельно. Данные объекты называются агентами. Каждый агент независимо от других оценивает ситуацию и затем изменяет свое состояние («принимает решение») на основе некоторого набора правил. Агентные модели можно рассчитывать необходимое число раз, что позволяет значительно шире оценивать статистические характеристики моделируемых процессов, по сравнению с классическими математическими моделями. Даже в моделях, в которых поведение агентов задается с помощью простейших правил, возможно по-

явление сложной динамики поведения системы. Естественно, более сложные модели, в которых агенты могут эволюционировать, приобретая новые свойства или избавляясь от старых свойств, а также изменяя свое поведение, зачастую порождают еще более сложные паттерны поведения.

Модель «агрессор–защитник»

Модель «агрессор–защитник» предложена в работе Bonabeau (2002). Она представляет собой агентно-ориентированную модель динамики сообщества, члены которого (агенты, игроки) двигаются согласно определенным правилам. В частности, выделяются стратегии движения «трусов» и «защитников». В первом случае агент A (трус) стремится «спрятаться» от агента B (агрессора) за агента C (защитника). Во втором случае агент A сам выступает в роли «защитника» или «миротворца», стремясь занять положение между агентами B и C. Данная модель является классическим примером модели, показывающей эмержентную природу социальных процессов: 1) простые правила индивидуального поведения могут привести к неожиданным результатам на уровне системы/сообщества; 2) небольшие изменения правил могут повлечь за собой значительные изменения поведения системы.

Нами была воспроизведена и существенно расширена модель «агрессор–защитник» Bonabeau (2002). Были предложены две альтернативные стратегии движения как для «трусов», так и для «защитников». Был введен параметр «враждебности» – минимальное расстояние, на которое сближаются игроки (при нулевой враждебности они могут совпадать покоординатно, при враждебности, равной $2r$, где r (radius) – радиус круга, символизирующего игрока, агенты будут обходить друг друга, не пересекаясь). Было введено понятие скорости агента. Кроме того, реализована возможность задания любых параметров модели случайными величинами из заданного распределения (в настоящее время используется бета-распределение).

Расширенная модель «агрессор–защитник»

Модель Bonabeau была расширена за счет усложнения поведения отдельных агентов, а

также введения параметров, относящихся к популяции в целом. Во-первых, помимо двух режимов (трус/защитник) для каждого агента в доработанной модели возможен выбор стратегии движения: по нормали или по медиане/антимедиане.

Пусть А и В – выбранная пара агентов для игрока Х. Под движением по нормали понимается следующий алгоритм: осуществляется проверка, соответствует ли движение по нормали к прямой АВ выбранному режиму (попадает ли желаемая координата между А и В в режиме защитника, «спрячется» ли игрок Х' за игрока В (в режиме труса)). Если не соответствует, игрок пытается спрятаться за агента В на минимальном допустимом расстоянии от него (в режиме труса) или занять позицию ровно посередине между А и В (в режиме защитника). Если игрок Х на рис. 1 является трусом с приоритетным движением по нормали, то точка Х' на прямой АВ не удовлетворяет желаниям труса спрятаться от агрессора, и игрок направится «за спину» агента В. Если же предположить, что Х – защитник, то точка Х' удовлетворяет его требованиям.

Под **движением по медиане** понимается следующее: игрок стремится занять позицию

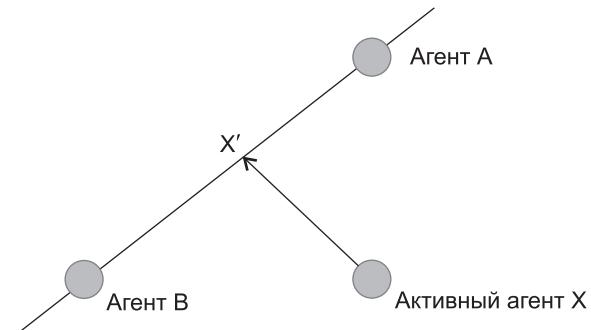


Рис. 1. Возможная схема расположения тройки агентов.

Fig. 1. Example of location diagram for the three agents.

ровно посередине между А и В (режим защитника) или позицию, симметричную агрессору А относительно защитника В (режим труса). Последний тип движения назовем движением по **антимедиане** (см. рис. 2).

Пусть $X(t)$ – радиус-вектор активного агента в момент времени t ; $A(t)$, $B(t)$ – радиус-векторы агрессора и защитника/зашитаемого соответственно. Тогда в зависимости от пары режим–стратегия движение агента описывается формулами (1)–(9).

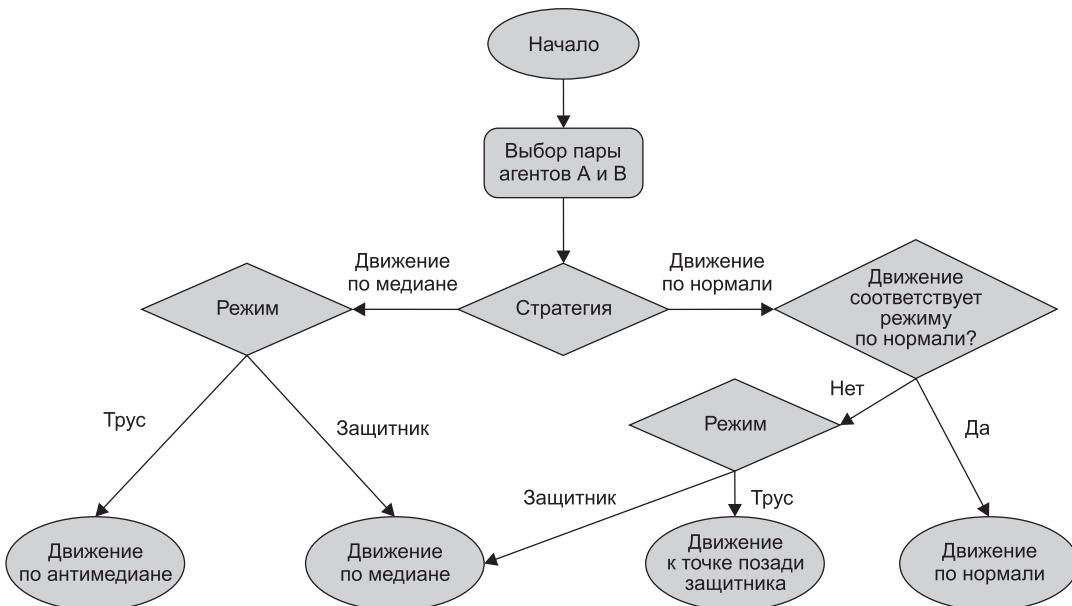


Рис. 2. Блок-схема принятия решения о направлении движения, осуществляемого агентом на каждой итерации.

Fig. 2. Decision rules flow-chart for agents movement direction.

PM (protector-along-median): агент стремится занять место ровно посередине между агрессором и защищаемым агентом, двигаясь, тем самым, по медиане в треугольнике АВХ:

$$\overrightarrow{PM}(t) = \vec{X}(t) + \min(speed, |\vec{A}(t)/2 + \vec{B}(t)/2|) \times \text{normalize}(\vec{A}(t)/2 + \vec{B}(t)/2); \quad (1)$$

$$\vec{X}(t+1) = \overrightarrow{PM}(t). \quad (2)$$

PN (protector-along-normal): агент проверяет, соответствует ли движение к прямой АВ по кратчайшему пути (т. е. по нормали) режиму защитника; если нет – движется по медиане.

$$\overrightarrow{PN}(t) = \vec{X}(t) + \min(speed, \text{normal}(\vec{B}(t) - \vec{A}(t))) \times \text{normalize}(\text{normal}(\vec{B}(t) - \vec{A}(t))); \quad (3)$$

$$\vec{X}(t+1) = \begin{cases} \overrightarrow{PN}(t), & \text{если } |\vec{B}(t) - \vec{A}(t)| = \\ & = \max(|\vec{B}(t) - \vec{A}(t)|, |\overrightarrow{PN}(t) - \vec{A}(t)|, |\overrightarrow{PN}(t+1) - \vec{A}(t)|); \\ \overrightarrow{PM}(t), & \text{иначе} \end{cases} \quad (4)$$

CM (coward-along-median): агент стремится занять позицию, симметричную агрессору, относительно позиции защитника (движется по антимедиане).

$$\overrightarrow{CM}(t) = \vec{X}(t) + \min\{speed, |2\vec{B}(t) - \vec{A}(t)|\} \times \text{normalize}(2\vec{B}(t) - \vec{A}(t)); \quad (5)$$

$$\vec{X}(t+1) = \overrightarrow{CM}(t). \quad (6)$$

CN (along-normal coward): агент проверяет, соответствует ли движение к прямой АВ по кратчайшему пути (т. е. по нормали) режиму труса; если нет – движется по антимедиане.

$$\overrightarrow{CN}(t) = \vec{X}(t) + \min(speed, |\text{normal}(\vec{B}(t) - \vec{A}(t))|) \times \text{normalize}(\text{normal}(\vec{B}(t) - \vec{A}(t))); \quad (7)$$

$$\overrightarrow{hide}(t) = \vec{B}(t) + enmity \times \text{normalize}(\vec{B}(t) - \vec{A}(t)) \quad (8)$$

$$\vec{X}(t+1) = \begin{cases} ANP(t), & \text{если } |\overrightarrow{CN}(t) - \vec{A}(t)| = \\ & = \max\{|\overrightarrow{CN}(t) - \vec{A}(t)|, |\overrightarrow{CN}(t) - \vec{B}(t)|, |\vec{B}(t) - \vec{A}(t)|\}; \\ \vec{X}(t) + \min\{speed, |\overrightarrow{hide}(t)|\} \times \text{normalize}(\overrightarrow{hide}(t)), & \text{иначе,} \end{cases} \quad (9)$$

где $speed$ – скорость агента, normalize – оператор нормализации вектора, normal – оператор взятия нормали (с учетом направления вектора), $enmity$ – «враждебность».

Следующие новые параметры – скорость и враждебность – уже были использованы в формулах (1)–(9). Под **враждебностью** понимается минимальное допустимое расстояние между двумя агентами (при нулевой враждебности они могут совпадать по координатам, при враждебности, равной $2r$, где r – радиус окрестности, занятой игроком, агенты будут обходить друг друга, не пересекаясь); под скоростью понимается расстояние, на которое может сдвинуться агент за единицу времени.

Также для модели был введен выходной параметр – **неудовлетворенность** как мера относительной удаленности от желаемых координат. Неудовлетворенность агента под номером i рассчитывается по формуле (10):

$$discontentment_i = distance_i / maxDistance, \quad (10)$$

где $distance$ – расстояние до желаемых координат, $maxDistance$ – максимальное расстояние среди агентов заданной окрестности.

Неудовлетворенность агента имеет два способа подсчета: максимальное значение $maxDistance$ считается по всем агентам игры (такой тип расчета неудовлетворенности будем называть **абсолютным**) или максимальное значение $maxDistance$ считается внутри окрестности заданного радиуса (такой тип расчета неудовлетворенности будем называть **относительным**). В таком случае радиус окрестности является дополнительным параметром модели.

Средняя неудовлетворенность рассчитывается как среднее по неудовлетвореностям всех агентов:

$$discontentment_{av} = (\sum_1^n discontentment_i) / n. \quad (11)$$

Наконец, модель допускает настройку периодичности сцены. В случае периодических граничных условий полагаем, что квадрат сцены окружен 4 аналогичными сценами с идентичным расположением, состоянием и поведением агентов на них (с той же конфигурацией популяции).

ляции); если агент покидает основную сцену, допустим, через левый ее край, аналогичный агент приходит на сцену через правый, тем самым конфигурация популяции сохраняется и имитируется бесконечность системы. В противном случае границы предполагаются непроницаемыми для агентов.

ОСНОВНЫЕ РЕЖИМЫ ДИНАМИКИ МОДЕЛИ «АГРЕССОР–ЗАЩИТНИК»

Добавление большого числа параметров модели сделало ее гораздо более сложной и гибкой. Рассмотрим поведение системы при варьировании основных параметров: стратегии движения, враждебности, соотношения агентов-трусов и защитников. Заметим, что при движении по медиане и нулевой враждебности расширенная и исходная модели совпадают, движение агентов модели Bonabeau и модели «агрессор–защитник» идентично.

При движении по медиане/антимедиане популяция в целом характеризуется большей неудовлетворенностью на начальной стадии по сравнению с движением по нормали, однако проявляет большую приспособляемость и выходит на стационар с меньшим значением неудовлетворенности. При движении по нормали значение выходного параметра мало изменяется как внутри групп, так и в целом для популяции. На рис. 3 изображено сравнение поведения сис-

темы при движении по нормали и по медиане для популяции с равным соотношением трусов и защитников.

Введение параметра враждебности не внесло особой изменчивости для популяций, в которых все агенты движутся по нормали (ср. рис. 4, 5).

Однако для популяций, в которой агенты движутся по медиане, возникает особенность. При малом числе трусов в популяции (не более 5 %) неудовлетворенность при нулевой враждебности достигает порядка 0,95 (рис. 6), в то время как при ненулевой враждебности достигается устойчивый стационар со значением около 0,56 (рис. 7).

Такие численные результаты объясняются следующим образом: при нулевой враждебности агенты популяции стягиваются в единую точку, тем самым каждый агент достигает своих желаемых координат. Но, так как расстояние до желаемых координат всех агентов оказывается равным нулю и среднему значению внутри окрестности (которое также равно нулю), и так как неудовлетворенность стремится иметь значения выше среднего, то неудовлетворенность каждого агента оказывается максимальной, а значит, максимальна и средняя неудовлетворенность по всей популяции. В случае ненулевой враждебности защитники стягиваются в плотный узел, система приходит в неподвижность, немногочисленные трусы занимают желаемую

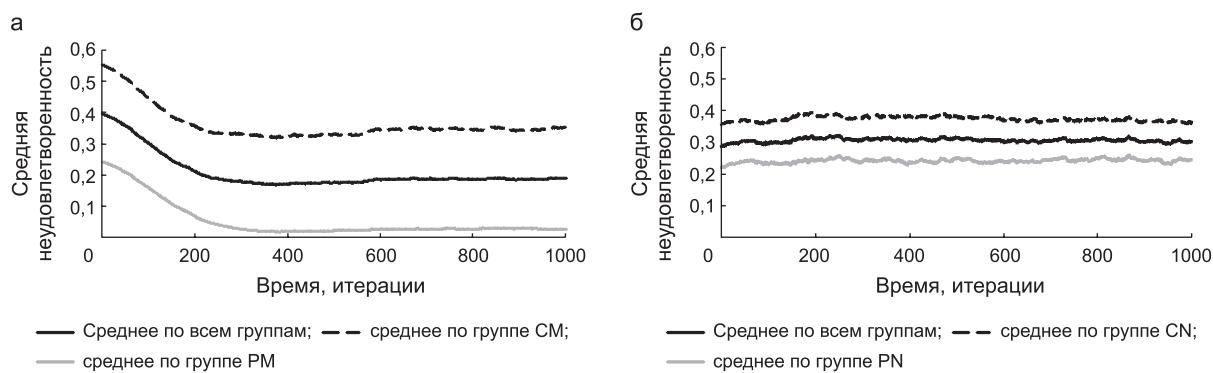


Рис. 3. Динамика модели для движения по медиане (а) и по нормали (б).

Популяция размера 100, соотношение трусов и защитников 1 : 1, $radius = 3$, $enmity = 0$, $speed = 1$. Усреднение на 100 моделей. По оси X – время (число итераций), по оси Y – неудовлетворенность (средняя, если для сообщества).

Fig. 3. Model dynamics (a) movement along median; (b) movement along normal.

Population size is 100, cowards/defenders ratio is 1 : 1, $radius = 3$, $enmity = 0$, $speed = 1$. Average dynamics for 100 models. X-direction – time (iterations), Y-direction – discontent (average for entire community).

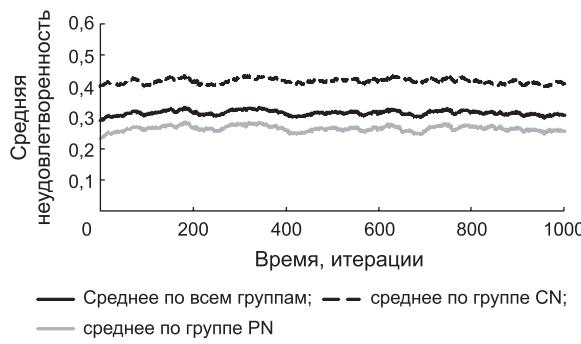


Рис. 4. Динамика модели для движения по нормали для $enmity = 0$.

Популяция размера 100, соотношение трусов и защитников 1 : 2, $radius = 3$, $speed = 1$. Усреднение на 100 моделей. По оси X – время (число итераций), по оси Y – неудовлетворенность (средняя, если для сообщества).

Fig. 4. Model dynamics, movement along normal, $enmity = 0$.

Population size is 100, cowards/defenders ratio is 1 : 2, $radius = 3$, $speed = 1$. Average dynamics for 100 models. X-direction – time (iterations), Y-direction – discontent (average for entire community).

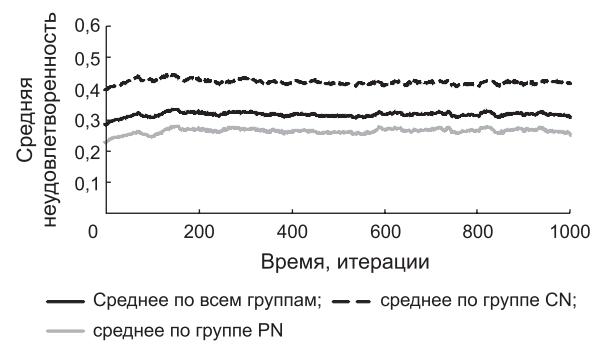


Рис. 5. Динамика модели для движения по нормали для $enmity = 3$.

Популяция размера 100, соотношение трусов и защитников 1 : 2, $radius = 3$, $speed = 1$. Усреднение на 100 моделей. По оси X – время (число итераций), по оси Y – неудовлетворенность (средняя, если для сообщества).

Fig. 5. Model dynamics, movement along normal, $enmity = 3$.

Population size is 100, cowards/defenders ratio is 1 : 2, $radius = 3$, $speed = 1$. Average dynamics for 100 models. X-direction – time (iterations), Y-direction – discontent (average for entire community).

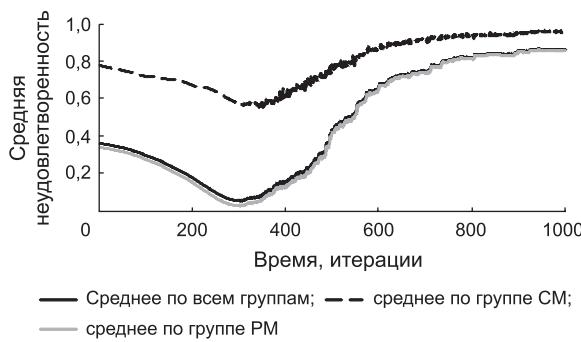


Рис. 6. Динамика модели для движения по медиане для $enmity = 0$.

Размер популяции 100, соотношение трусов и защитников 5 : 95, $radius = 3$, $speed = 1$. Усреднение на 100 моделей. По оси X – время (число итераций), по оси Y – неудовлетворенность (средняя, если для сообщества).

Fig. 6. Model dynamics, movement along median, $enmity = 0$.

Population size is 100, cowards/defenders ratio is 5 : 95, $radius = 3$, $speed = 1$. Average dynamics for 100 models. X-direction – time (iterations), Y-direction – discontent (average for entire community).

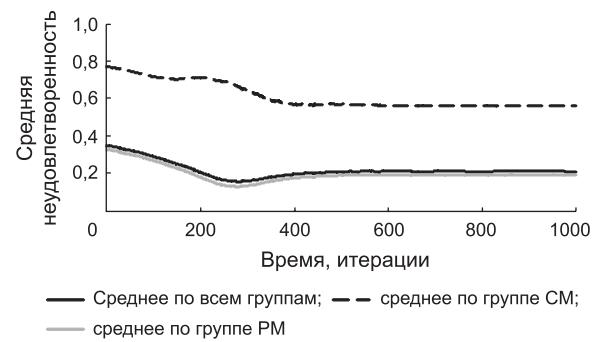


Рис. 7. Динамика модели для движения по медиане для $enmity = 3$.

Размер популяции 100, соотношение трусов и защитников 5 : 95, $radius = 3$, $speed = 1$. Усреднение на 100 моделей. По оси X – время (число итераций), по оси Y – неудовлетворенность (средняя, если для сообщества).

Fig. 7. Model dynamics, movement along median, $enmity = 3$.

Population size is 100, cowards/defenders ratio is 5 : 95, $radius = 3$, $speed = 1$. Average dynamics for 100 models. X-direction – time (iterations), Y-direction – discontent (average for entire community).

позицию вне узла; однако достичь желаемых координат для всех агентов невозможно в силу враждебности.

Наконец, заметим, что неудовлетворенность для группы агентов-трусов всегда оказывается

значительно выше, чем для агентов-защитников, независимо от выбора прочих параметров. В то же время увеличение доли трусов в популяции ведет к уменьшению средней неудовлетворенности (рис. 8).

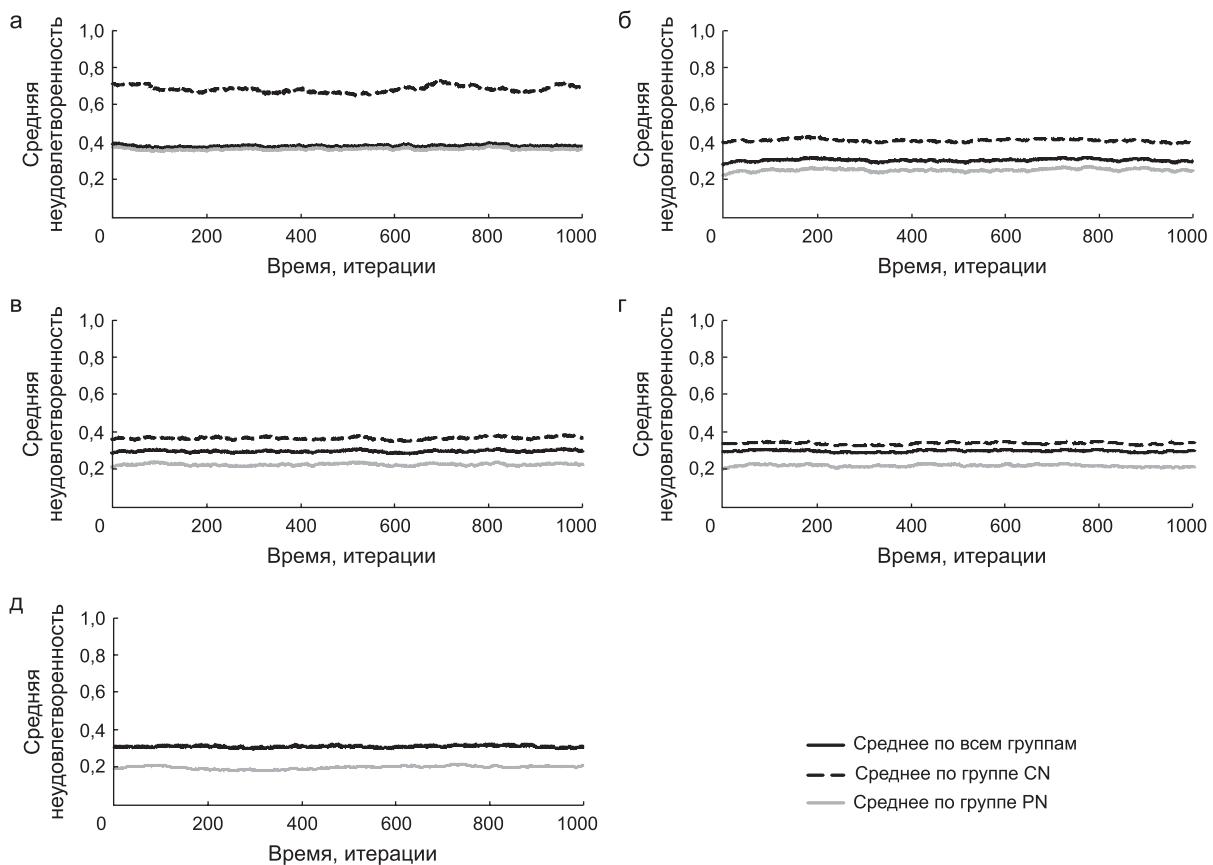


Рис. 8. Динамика модели для движения по нормали при различном соотношении трусов и защитников: а – 5 : 95; б – 1 : 2; в – 1 : 1; г – 2 : 1; д – 95 : 5.

Размер популяции 100, $radius = 3$, $enmity = 6$, $speed = 1$. Усреднение на 100 моделей. По оси X – время (число итераций), по оси Y – неудовлетворенность (средняя, если для сообщества).

Fig. 8. Model dynamics, movement along normal.

Cowards/defenders ratio varies: a – 5 : 95; b – 1 : 2; c – 1 : 1; d – 2 : 1; e – 95 : 5. Population size is 100, $radius = 3$, $enmity = 6$, $speed = 1$. Average dynamics for 100 models. X-direction – time (iterations), Y-direction – discontent (average for entire community).

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В результате данной работы было разработано расширение модели Bonabeau, являющееся более полным инструментом для моделирования социальных и биологических явлений. Также сделан ряд новых наблюдений:

– динамика модели зависит от выбора движения по медиане /по нормали следующим образом: в первом случае популяция в целом характеризуется большей неудовлетворенностью на начальной стадии по сравнению с движением по нормали, однако проявляет большую приспособляемость и выходит на стационар с меньшим значением неудовлетворенности; во втором случае значение выходного параметра

мало изменяется как внутри групп, так и в целом для популяции;

– введение параметра враждебности породило особенность для популяции с движением по медиане и малым числом трусов в ней ($\sim 5\%$): величина неудовлетворенности выходит на стационар со значением 1;

– неудовлетворенность трусов всегда выше неудовлетворенности защитников, однако увеличение доли трусов в популяции ведет к уменьшению данной величины.

Модель может быть доработана посредством добавления в нее механизмов передачи идей и мнений, что позволит моделировать распространение идей внутри популяции (в то же время моделировать распространение болезней,

слухов, любой информации); реализацией неоднородного распределения параметров внутри популяции (например, скорости, враждебности – в настоящее время это общий параметр для всех агентов популяции); рассмотрением различных топологий социальной сети. Но уже сейчас модель «агрессор–защитник» способна воспроизвести возникновение большого числа социальных и биологических явлений.

БЛАГОДАРНОСТИ

Работа была поддержана грантом РФФИ № 12-07-00671 и проектом VI.61.1.2.

ЛИТЕРАТУРА

- Alder B.J., Wainwright T.E. Phase Transition for a Hard Sphere System // J. Chem. Phys. 1957. V. 27. No. 5. P. 1208–1209.
- Alder B.J., Wainwright T.E. Studies in Molecular Dynamics. I. General Method // J. Chem. Phys. 1959. V. 31. No. 2. P. 459–466.
- Axelrod R. The dissemination of culture a model with local convergence and global polarization // J. Conflict Resolution. 1997. V. 41. No. 2. P. 203–226.
- Binney J.J., Dowrick N.J., Fisher A.J., Newman M. The theory of critical phenomena: an introduction to the renormalization group. Oxford Univ. Press, 1992. P. 476.
- Bonabeau E. Agent-based modeling: Methods and techniques for simulating human systems // Proc. Natl Acad. Sci. USA. 2002. V. 99. Suppl. 3. P. 7280–7287.
- Bray A.J. Theory of phase-ordering kinetics // Adv. Physics. 1994. V. 43. No. 3. P. 357–459.
- Castellano C., Fortunato S., Loreto V. Statistical physics of social dynamics // Rev. Modern Phys. 2009. V. 81. No 2. P. 591–646.
- Clifford P., Sudbury A. A model for spatial conflict // Biometrika. 1973. V. 60. No. 3. P. 581–588.
- Deffuant G., Neau D., Amblard F., Weisbuch G. Mixing beliefs among interacting agents // Adv. Complex Syst. 2000. V. 3. No. 01n04. P. 87–98.
- El-Sayed A.M., Scarborough P., Seemann L., Galea S. Social network analysis and agent-based modeling in social epidemiology // Epidemiologic Perspectives and Innovations. 2012. V. 9. No. 1. P. 1.
- Galam S. The September 11 attack: A percolation of individual passive support // Eur. Phys. J. B-Condensed Matter Complex Syst. 2002. V. 26. No. 3. P. 269–272.
- Hewitt C. PLANNER: a language for manipulating models and proving theorems in a robot (Doctoral thesis, dspace.mit.edu). 1970.
- Hegselmann R., Krause U. Opinion dynamics and bounded confidence models, analysis, and simulation // J. Artificial Soc. Social Simulation. 2002. V. 5. No. 3.
- Holley R.A., Liggett T.M. Ergodic theorems for weakly interacting infinite systems and the voter model // Ann. Probability. 1975. V. 3. No. 4. P. 643–663.
- Landau D.P., Binder K. A guide to Monte Carlo simulations in statistical physics. Cambridge Univ. Press, 2009. P. 384.
- Latané B. The psychology of social impact // Amer. Psychologist. 1981. V. 36. No. 4. P. 343–356.
- Lewenstein M., Nowak A., Latané B. Statistical mechanics of social impact // Phys. Rev. A. 1992. V. 45. No. 2. P. 763–776.
- Matsuda H., Ogita N., Sasaki A., Sato K. Statistical mechanics of population: the lattice lotka-volterra model // Progr. Theor. Phys. 1992. V. 88. No. 6. P. 1035–1049.
- McCarthy J. Programs with common sense // Proc. Teddington Conf. on the Mechanization of Thought Processes reprinted in Formalizing Common Sense. 1959. 2nd ed. Ablex, Norwood, NJ, 1990.
- Metropolis N., Rosenbluth A.W., Rosenbluth M.N., Teller A.H., Teller E. Equation of state calculations by fast computing machines // J. Chem. Phys. 1953. V. 21. No. 6. P. 1087–1092.
- Minsky M. Steps toward Artificial Intelligence // Proc. of the IRE. 1961. V. 49. No. 1. P. 8–30.
- Nowak A., Szamrej J., Latané B. From private attitude to public opinion: A dynamic theory of social impact // Psychol. Rev. 1990. V. 97. No. 3. P. 362–376.
- Social Epidemiology / Eds L.F. Berkman, I. Kawachi, M. Glymour. Oxford Univ. Press, 2014. 640 p.
- Sznajd-Weron K., Sznajd J. Opinion evolution in closed community // Intern. J. Modern Phys. C. 2000. V. 11. No. 6. P. 1157–1165.

MECHANISMS OF THE FORMATION AND PROPAGATION OF SOCIOBIOLOGICAL INTERACTIONS: A COMPUTER SIMULATION STUDY

S.A. Lashin^{1,2}, E.A. Mamontova², Yu.G. Matushkin^{1,2}, N.A. Kolchanov^{1,2}

¹ Institute of Cytology and Genetics SB RAS, Novosibirsk, Russia,
e-mail: lashin@bionet.nsc.ru;

² Novosibirsk State University, Novosibirsk, Russia

Summary

Many scientific studies (more than 10 000) have been dedicated to the mathematical modeling and simulations of biological systems at all levels of their organization. At the Institute of Cytology and Genetics, Novosibirsk, software tools are being developed for the analysis of the propagation of ideas/opinions in social systems with regard to not only social but also biological (genetic, physiological, and psychological) factors. The consideration of more factors in these models allows better analysis of social processes, more precise predictions, and smarter strategies for process control. Agent-based modeling is the approach widely used for these tasks. In the present study, the simple model introduced by Bonabeau (2002) is considered and expanded. In the original model, complex dynamics arises on the base of two different strategies of agents' behavior. The expanded sociobiological model describes more sophisticated agents with additional characteristics. It allows us to combine social and biological submodels within a common software tool. As the number of agent's features (dissatisfaction, enmity, and mobility) increases, the dynamic variability of the model increases manifold. The addition of the dissatisfaction parameter enables an agent to compare its success with other agents, which may be interpreted as self-esteem. The model can be further improved by addition of various mechanisms of idea and opinion transmission, which will allow modeling the spread of ideas within populations (and, in addition, the spread of diseases, rumors, and any other information), modeling a non-uniform distribution of parameters within population, and considering different topologies of social networks. Nevertheless, even now the «aggressor–protector» model can reproduce many social and biological phenomena.

Key words: social system, agent-based model, parallel programming, «aggressor-defender» model.