УДК 574:681.518

РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ ОБ ОПТИМАЛЬНОМ ПОВЕДЕНИИ ТОЛПЫ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕТОДА ОПТИМИЗАЦИИ РОЯ ЧАСТИЦ

Р. В. Гребенников

Воронежский государственный университет

Поступила в редакцию 10.10.2009

Аннотация. В данной работе рассматривается модель поведения большой группы людей на основе локальных динамических скалярных полей, задача выбора оптимального пути для каждого агента, а также ее решение.

Ключевые слова: поведение толпы, планирование пути, оптимизация роя частиц.

Annotation. The article discusses a crowd behavior model based on individual local dynamic fields. The task and the solution of agent path planning are proposed.

The keywords: crowd behavior, path planning, particle swarm optimization.

ВВЕДЕНИЕ

В истории всегда существовал довольно большой интерес к попытке понять и управлять движением и поведением больших групп людей. Зачастую, поведение толпы исследовалось в рамках социологии и психологии с целью исследования событий, случающихся в группах людей, объединенных общей целью, и функционирующих как единое целое. В таких случаях люди начинают терять свою индивидуальность и совершать поступки в рамках общего поведения толпы.

Большие скопления людей (в дальнейшем — толпы) есть обычное явление в современном мире, и их моделирование является важным вопросом в различных областях, таких как компьютерная графика и анализ архитектурных объектов на предмет эвакуации в случае экстремальных ситуаций.

Компьютерное моделирование толпы — сложная задача, потому что поведение большого количества людей зависит от множества факторов, таких как индивидуальное движение каждого участника толпы, ограничения среды, в которой находится толпа и взаимодействия между всеми участниками толпы. К тому же, модель должна отражать возможность интеллектуального планирования пути для каждого участника толпы (в дальнейшем — агента) в таких ситуациях как затор. Люди постоянно корректируют направление своего пути в зависимости от их окружения, и благодаря этому даже в очень плотных толпах количество столкновений между агентами и резких смен направления движения удивительно мало.

Наиболее реалистичный подход к моделированию движения толпы основывается на агентном подходе, в котором каждый индивид сам принимает решения на основе своих личных характеристик и целей (т.н. локальное управление). В подобном случае задача управления состоит в планировании следующего шага поведения агента на основании текущего динамического окружения. Подобный подход наиболее известен благодаря работе Funge [1], которая впоследствии была расширена Shao и Terzopoulos [2] добавлением возможности учета видимой области каждого из агентов.

1. ЛОКАЛЬНЫЕ СКАЛЯРНЫЕ ПОЛЯ

В работе [3] была рассмотрена модель поведения толпы на основе локальных динамических полей (впервые подобный подход, но для глобальных скалярных полей, был предложен Treuille в работе [4]), в соответствии с которой движение отдельного агента в толпе формировалось на основе состояния набора индивидуальных динамических скалярных полей, описывающих некоторые факторы восприятия агента:

• Поле глобальной цели. Каждый агент пытается достичь определенной географической цели. Цель может быть как точкой (например «Красная пл., д.1»), так и направлением (например, «на восток»). Также цель может быть динамической (например, «следовать за определенным человеком» или «идти к ближайшему свободному стулу в комнате»).

• Поле максимальной скорости, Агенты двигаются на максимально возможной в данных условиях скорости. Окружающая среда воздействует на скорость путем ее уменьшения на подъемах и увеличения на спусках. Вдобавок, максимальная скорость зависит от плотности окружающей агента толпы. В общем случае, такая зависимость выражается в виде $\overline{x} = f(x,\theta)n_\theta$, где f — потенциальное поле максимальной скорости для агента в точке x, двигающегося в направлении θ, $n_\theta = [\cos\theta, \sin\theta]^T$ — единичный вектор в направлении θ.

• Поле дискомфорта. Существует поле дискомфорта g, такое, что при прочих равных факторах, агент предпочтет находиться в точке x вместо x', если $g(x')>g(x)$.

Для каждого агента была введена величина $\Phi(x)$, минимизируя которую, формировался вектор дальнейшего движения:

$$\Phi(x) = \alpha\int_P 1ds + \beta\int_P 1dt + \gamma\int_P gdt, \qquad (1)$$

где P — путь, α, β, γ — константы, ds — интеграл по длине пути, dt — интеграл по времени. Учитывая, что $ds = fdt$, где f — скорость, формула (1) может быть представлена в виде:

$$\begin{gathered}\Phi(x) = \alpha\int_P 1ds + \beta\int_P \frac{1}{f}ds + \gamma\int_P \frac{g}{f}dt,\\ \Phi(x) = \int_P Cds,\;\; C = \frac{\alpha f + \beta + \gamma g}{f}.\end{gathered} \qquad (2)$$

На основании этого критерия была введена функция $\phi \in R^n$

$$\|\nabla\phi(x)\| = C, \qquad (3)$$

где $\nabla\phi(x)$ — градиент функции $\phi(x)$. Таким образом, вектор движения агента записывается в форме:

$$\overline{x} = -f(x,\theta)\frac{\nabla\phi(x)}{\|\nabla\phi(x)\|}, \qquad (4)$$

где $f(x,\theta)$ — значение скорости агента, находящегося в точке x, двигаясь в направлении θ. Решение этого уравнения предлагалось искать численно, на основании метода Fast Marching.

В данной работе предлагается производить поиск минимального значения критерия (2) с использованием метода оптимизации роя частиц: подобный подход позволит не только найти оптимальное направление дальнейшего движения для агента, но и позволит агенту с определенной вероятностью выходить из локальных минимумов области значений критерия (2).

2. ОПТИМИЗАЦИЯ РОЯ ЧАСТИЦ

Оптимизация роя частиц (PSO, Particle Swarm Optimization) впервые была предложена в работе Kennedy и Eberhart [5]. Данная работа уходит корнями в область моделирования социального поведения, и многие ее идеи пришли из компьютерной графики и социальной психологии.

Проблема минимизации функции $\Phi : \Theta \to R$ при $\Theta \subseteq R^n$ может быть определена как поиск множества

$$\begin{gathered}\Theta^* = \arg\min_{\vec\theta\in\Theta} \Phi(\vec\theta) =\\ = \{\vec\theta \in \Theta : \Phi(\vec\theta^*) \le \Phi(\vec\theta), \forall\vec\theta \in \Theta\},\end{gathered} \qquad (5)$$

где $\vec\theta$ представляет из себя n-мерный вектор, принадлежащий к множеству подходящих решений Θ, т.е. области поиска.

В методе PSO для решения этой задачи создается так называемый *рой*, состоящий из множества частиц $P = \{p_1, p_2, \ldots, p_k\}$. Каждой позиции частицы в рое соответствует значение наблюдаемой функции Φ. В каждый момент времени t, частица p_i находится в положении $\vec{x}_i^t$ и обладает скоростью $\vec{v}_i^t$. Также частица обладает памятью о наилучшем значении функции $\vec{b}_i^t$, которое ей было найдено. Помимо этого, частица принимает информацию о текущем глобальном минимуме от соседних частиц (причем топология связей может быть различной, от полного связывания до топологии кольца). Примеры топологий представлены на рис. 1.

Первый этап алгоритма PSO — генерация случайных частиц Θ' в рамках начальной области $\Theta' \subseteq \Theta$. Скорости обычно инициализируются либо небольшими случайными значениями (с целью не выйти за область поиска после первого шага алгоритма), либо нулями.

Второй этап алгоритма представляет собой циклическое обновление скоростей и позиций частиц до тех пор, пока не будет выполнен остановочный критерий. Правила обновления выглядят следующим образом:

$$\begin{gathered}\vec{v}_i^{t+1} = w\vec{v}_i^t + \varphi_1 U_1^t(\vec{b}_i^t - \vec{x}_i^t) + \varphi_2 U_2^t(\vec{l}_i^t - \vec{x}_i^t),\\ \vec{x}_i^{t+1} = \vec{x}_i^t + \vec{v}_i^{t+1};\end{gathered} \qquad (6)$$

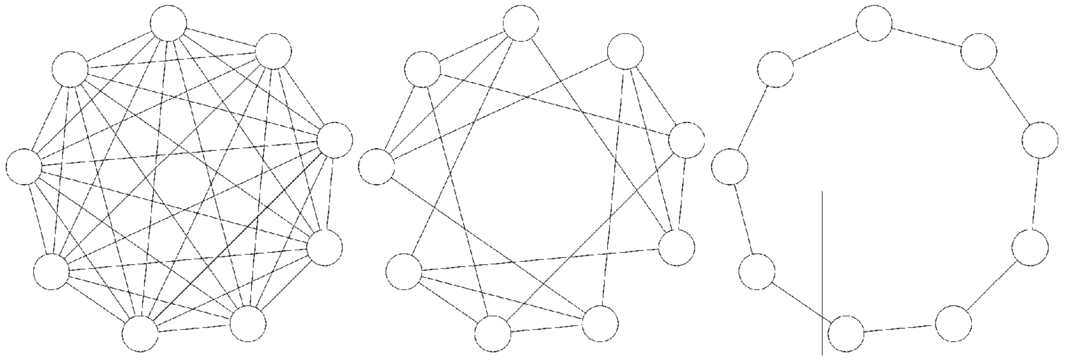

Рис. 1. Примеры различных топологий соседства частиц: полное связывание, топология Фон Неймана при $n = 4$, кольцевое связывание

где w — параметр инерции, φ_1 и φ_2 — параметры ускорения, $\vec{U}_1^t$ и $\vec{U}_2^t$ — две диагональные матрицы, ненулевые элементы которых представляют собой случайные числа, распределенные равномерно в интервале $[0,1)$. Данные матрицы уникальны для каждой итерации. Вектор $\vec{l}_i^{\,t}$ обозначает наилучшее значение минимизируемой функции, достигнутое в рамках соседей по топологии.[6]

3. ГРАНИЧНЫЕ УСЛОВИЯ

Для корректной минимизации величины (2) методом PSO, требуется выполнить следующие условия:

• минимизация должна производиться только на один шаг вперед (на отрезок времени t_{step}) для каждого агента,

• область поиска должна быть ограничена рамками максимальной и минимальной скорости. Для двухмерного случая при $\vec{\theta}_i = \{x, y\}$ область поиска Θ_S задается неравенствами:

$$\begin{aligned} l_{i,\min}^2 &> (\tilde{\tilde{x}}_i - x)^2 + (\tilde{\tilde{y}}_i - y)^2, \\ l_{i,\max}^2 &< (\tilde{\tilde{x}}_i - x)^2 + (\tilde{\tilde{y}}_i - y)^2, \\ l_{i,\min} &= t_{step} \times f(\vec{\theta}) - \delta, \\ l_{i,\max} &= t_{step} \times f(\vec{\theta}) + \delta, \end{aligned} \tag{7}$$

где $\{\tilde{x}_i, \tilde{y}_i\}$ — текущие координаты агента, $l_{i,\max}$ и $l_{i,\min}$ — ближняя и дальняя граница области поиска, δ — константа. Визуальное отображение области поиска показано на рисунке 2.

РЕЗУЛЬТАТЫ

В соответствии с предложенным методом был разработан набор инструментальных и алгоритмических средств, позволяющих визуализировать поведение виртуальной толпы и проводить анализ полученных результатов.

В процессе разработки программы было сделано следующее:

• Реализованы алгоритмы работы со скалярными потенциальными полями.

• Создана программная реализация алгоритма оптимизации роя частиц.

• Создана оболочка, позволяющая визуализировать поведение виртуальной толпы.

Было проведено компьютерное моделирование как на основе предложенного метода, так и с оригинальным подходом к решению уравнения Эйконала. Эксперимент состоял в создании толпы агентов с фиксированной численностью равной 5. У каждого агента в группе стояла задача достичь точки-цели движения. На пути всех агентов находится область локального минимума критерия (2). Задача эксперимента — получить количество агентов, миновавших локальный минимум и достигнувших цели.

В результате проведения серии из 100 экспериментов, был получен результат, представленный в таблице. Как видно из таблицы, предложенный метод показал лучшую способ-

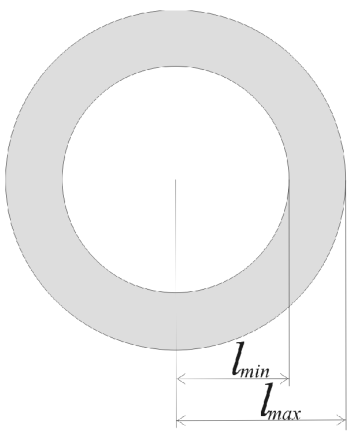

Рис. 2. Область поиска решения

Таблица

«Результаты моделирования»

Метод	Мат. ожидание	Ст. откл.
Численное решение уравнения. Эйконала	33%	29%
Поиск минимума с использованием PSO	72%	23%

ность к избеганию локальных минимумов предложенного критерия (2) в сравнении с оригинальным подходом.

Пример поведения толпы в соответствии с предложенной моделью изображен на рис. 3.

Пунктиром выделена область локального минимума, линиями показаны траектории движения агентов, круг справа — область цели, линии — пути агентов в процессе достижения цели. Яркость фона отражает среднее значение критерия (2) для всего набора агентов.

На данном этапе развития, модель толпы на основе локальных потенциальных полей имеет множество возможностей и направлений для дальнейшего развития.

Для формального описания задачи, было допущено множество упрощений. Одним из наиболее заметных является обработка столкновений, как глобальных (пересечение путей в одной точке в одно время), так и локальных (столкновение различными частями тела при прохождении путей вблизи). Также была допущена возможность смены агентом направления пути без учета его текущей инерции. Ей можно пренебречь только в случае медленного движения толпы.

В дальнейшем, также стоит обратить внимание на поддержку упреждающего дискомфорта, позволяющего оптимально избегать движущихся препятствий, предугадывая направление дальнейшего движения препятствия, а также сравнение предложенной модели как с уже существующими моделями поведения толпы, так и с поведением реальной толпы.

Изложенные соображения лягут в основу дальнейших исследований в области создания моделей поведения толпы.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Funge J.* Cognitive modeling: knowledge, reasoning and planning for intelligent characters / J. Funge, X. Tu, D. Terzopoulos. Proceedings of SIGGRAPH99, Computer Graphics Proceedings, Annual Conference series. USA, New York: ACM Press, 1999, P. 29—38.

2. *Shao W.* Autonomous pedestrians / W. Shao, D. Terzopoulos In SCA'05: Proceedings og the 2005 ACM SIGGRAPH/Eurographics symposium on Com-

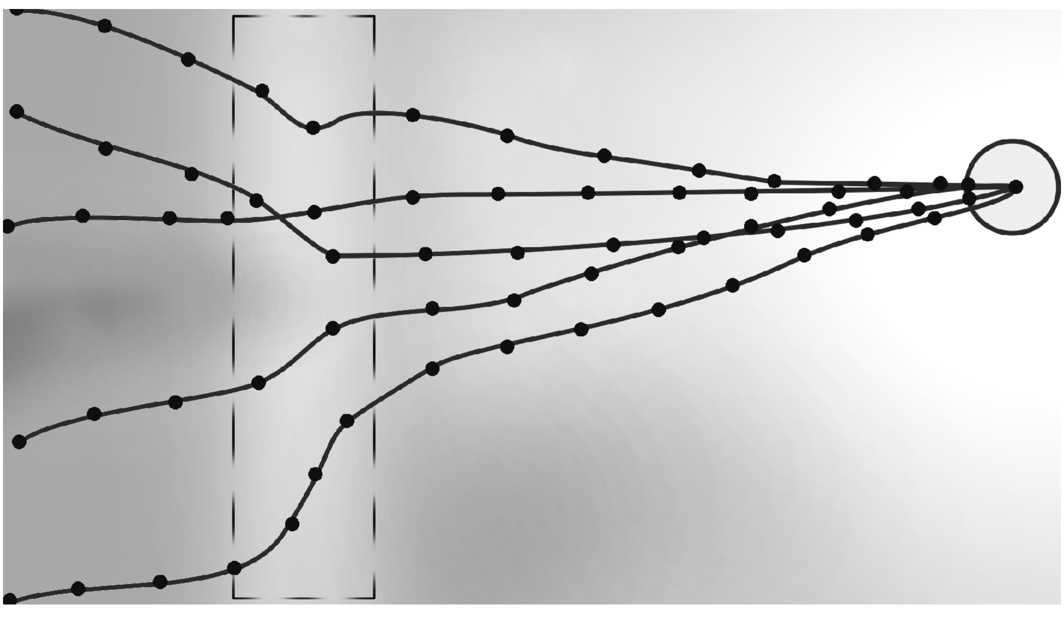

Рис. 3. Поведение группы из пяти агентов в процессе моделирования

puter Animation. USA, New York: ACM Press, 2005, P. 19—28.

3. *Гребенников Р. В.* Модель поведения толпы на основе локальных потенциальных полей, Вестник ВГУ: Системный анализ и информационные технологии 1/2009, Воронеж: ВГУ, 2009, С. 46—50.

4. *Treuille A.* Continuum crowds / A. Treuille, S. Cooper, Z. Popovi // In ACM SIGGRAPH 2006 Papers. SIGGRAPH '06. USA, New York: ACM Press, 2006, P. 1160—1168.

5. *Kennedy J.* Particle Swarm Optimization / J. Kennedy, R. C. Eberhart // In Proceeding of the IEEE International Conference on Neural Networks, Australia, Perth: IEEE Service Center, 1995, P. 12—13.

6. *Marco D.* Particle swarm optimization [электронный ресурс] / D. Marco. Scholarpedia, 2008, 3(11):1486.

Гребенников Роман Владимирович — аспирант кафедры программирования и информационных технологий факультета компьютерных наук Воронежского государственного университета. Тел: (4732) 208-470. E-mail: grv@cs.vsu.ru

Grebennikov Roman Vladimirovich — Post-Graduate Student, the dept. of Programming and Informational Technologies, Voronezh State University. Tel.: (4732) 208-470, E-mail: grv@cs.vsu.ru