

РАЗРАБОТКА АДАПТИВНОЙ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ СВЕТОФОРНЫМИ ОБЪЕКТАМИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МАРКОВСКИХ ПРОЦЕССОВ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ¹

Тисленко Т.И.², Семенова Д.В.³

(Сибирский федеральный университет, г. Красноярск)

В статье представлены результаты разработки программного комплекса MARLIN²⁴, предназначенного для адаптивного управления светофорными объектами. Структура комплекса включает модуль адаптивного управления светофорными объектами, модуль симуляции движения транспорта и модуль валидации. Математическая модель процесса управления светофорными объектами — управляемый марковский процесс с конечным числом действий и состояний. Задача поиска эффективного управления в целях уменьшения суммарного времени нахождения транспортных средств на детектируемых участках дорожной сети сводится к задаче мультиагентного обучения с подкреплением (Multiagent Reinforcement Learning for Integrated Network, MARLIN). Для поиска решения задачи MARLIN был построен алгоритм Q-обучения. Структура комплекса программных средств также включает модуль микросимуляции транспортных потоков «разумный водитель» (Intelligent Driver Model, IDM). Для имитации информации о реальной дорожной обстановке, поступающей в виде показаний оптического датчика, в модуле валидации используются многомерные распределения, полученные с помощью применения копул Маршала-Олкина к маргинальным эмпирическим распределениям для временных отметок срабатывания оптического датчика. Для построения маргинальных распределений использовались данные об интенсивности движения через детектируемые участки дорожной сети в период с 2019 по 2020 год.

Ключевые слова: имитационное моделирование транспортных потоков, модель IDM, модель MOBIL, копулы Маршалла-Олкина, машинное обучение с подкреплением .

¹ Работа поддержана Красноярским математическим центром, финансируемым Минобрнауки РФ (Соглашение 075-02-2024-1429).

² Тисленко Тимофей Иванович, (timtisko@mail.ru).

³ Семенова Дарья Владиславовна, д.ф.-м.н., доцент (DVSeменова@sfu-kras.ru).

1. Введение

Одной из задач решаемых в ходе реализации транспортной стратегии России на 2035 год [?] является увеличение пропускной способности и увеличение скоростных параметров дорожной инфраструктуры до уровня лучших мировых достижений. Разработка и внедрение программных и математических инструментов для моделирования транспортных потоков и управления светофорными объектами для наиболее нагруженных участков дорожной сети учитывает общесоциальные целевые ориентиры транспортной стратегии: подвижность населения, снижение аварийности, рисков и угроз безопасности по видам транспорта, снижение доли транспорта в загрязнении окружающей среды. Одним из подходов к решению поставленных задач является использование продвинутых систем, управляющих светофорными объектами.

Системы, управляющие светофорными объектами, подразделяют на те, которые корректируют сигналы светофоров в реальном времени и реагируют на текущую дорожную обстановку — АСУД (адаптивные системы управления дорожным движением) и неадаптивные — те, которые работают согласно фиксированному плану управления. Неадаптивные системы светофоров переключают фазы светофоров через заранее заданное фиксированное время. В таблице 1 представлены наиболее известные АСУД.

Таблица 1. Модели адаптивных систем светофоров

Критерий	UTCS-1	SCOOT	OPAC	MARLIN	АСУДД «Микро»
город	Вашингтон	Лондон	Арлингтон, Тускон	Торонто	Красноярск
временной период	1970е	1995	1983,1989	2010	1993
длительность фаз	фиксированная		переменная		
оптимизация	офлайн	онлайн			
предсказание	нет	есть		нет	есть
устройство	централизованная		децентрализованная		
основные ограничения	постоянный сбор данных	сенсоры далеко	только для 8 фаз	«ПРОКЛЯТИЕ РАЗМЕРНОСТИ»	находится в разработке
авторы					

Для исследования задачи управления светофорными объектами был разработан комплекс программных средств MARLIN24. В параграфах 2, 3, 4 приведено описание модулей комплекса программных средств MARLIN24. Структура комплекса программных средств MARLIN24 приведена на рисунке 1.

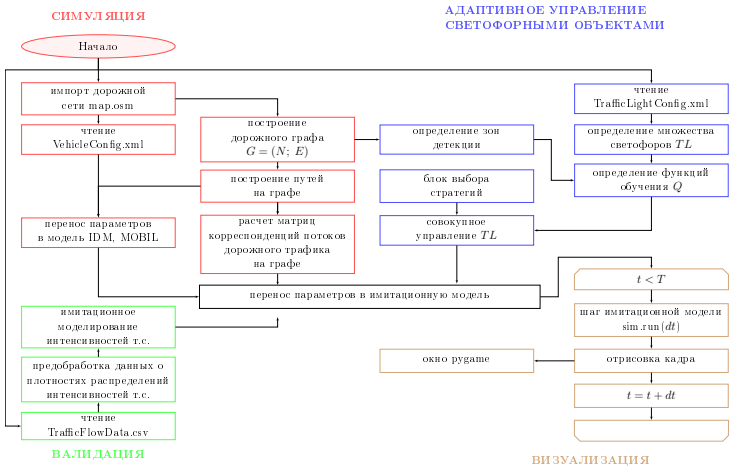


Рис. 1. Структура комплекса программных средств MARLIN24

В параграфе 5 были проведены вычислительные эксперименты для реального участка дорожной сети, построены кривые обучения функции оценки эффективности управления и дана интерпретация оптимальному управлению.

2. Модуль симуляции

Модуль симуляции предназначен для оценки эффективности выбранного управления. Данный модуль позволяет имитировать показания оптических датчиков. Каждый шаг по времени t в модуле симуляции может быть отображен в модуле визуализации с использованием библиотеки `pygame`. Модуль визуализации отрисовывает дорожную сеть, транспортные средства и отладочную информацию, а также позволяет изменять модельное время.

Скриншот графического интерфейса MARLIN24 изображен на рисунке 2а, пример зон работы оптических датчиков — на рисунке 2б. Использование графических средств и модуля симуляции значительно ускоряет процесс отладки и исследования моделей управления светофорными объектами.

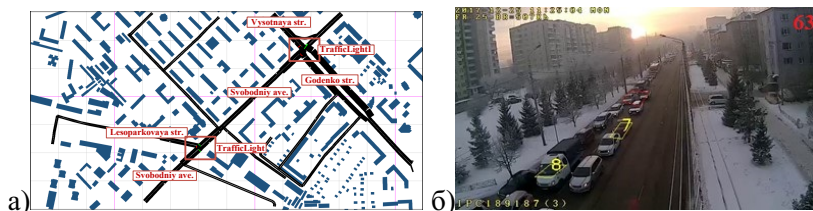


Рис. 2. а)скриншот окна комплекса MARLIN24;
б)зоны оптических датчиков (жёлтый цвет)

Согласно схеме на рисунке 1, в модуль симуляции поступает предобработанная библиотекой osmnx(Open Street Map, NetworkX) информация о дорожной сети. Данные о дорожной сети представляются в виде мультиграфа map.osm, координаты вершин которого заданы в системе WGS84/UTM (World Geodetic System 1984/Universal Transverse Mercator). При помощи библиотеки networkx[?] строятся маршруты транспорта на графе дорожной сети. Поскольку построение маршрутов транспорта является весьма трудоемкой задачей, то для ускорения инициализации модели используется многопоточная реализация алгоритма построения маршрутов при помощи модуля threading[?]. При построении дорожной сети вершинам присваивается уникальный номер osmid. Каждая вершина представляет узел (перекресток, регулируемый пешеходный переход) или место существенного изменения характеристик дороги. Каждое ребро соответствует реальному участку дороги без перекрестков.

Для вручную отмеченных светофорных объектов были построены матрицы корреспонденции потоков дорожного трафика, отвечающие его за распределение по доступным направлениям, а также из конфигурационного файла TrafficLightConfig.xml была перенесена информация об активируемых фазах и активируемых

направлениях светофорных объектов.

Модуль симуляции трафика на вход получает конфигурационный файл `VehicleConfig.xml`, в котором содержатся такие параметры как максимально разрешенная скорость, коэффициент торможения (покрытие дороги), количество полос и остальные параметры, описанные в таблице ??.

Для описания движения транспортных средств используется модель IDM (Intelligent Driver Model)[?]. В выбранной модели IDM все транспортные средства рассматриваются как индивидуальные сущности, обладающие характеристиками и поведением. Рассматриваемая модель относится к классу моделей движения за лидером, она основана на взаимодействии между автомобилями, где каждый водитель регулирует скорость своего автомобиля в зависимости от расстояния до впереди идущего транспорта, его скорости и собственной скорости. На рисунке 3 представлено взаимное расположение и характеристики текущего автомобиля, расположенного в i -ой позиции, и $(i - 1)$ -го автомобиля, находящегося перед ним.

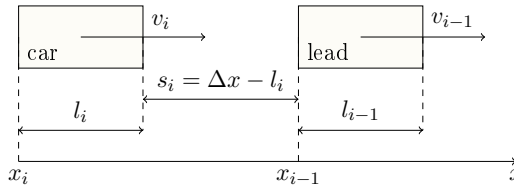


Рис. 3. Иллюстрация модели IDM

Система уравнений, описывающих текущую скорость i -го автомобиля и расстояние до $(i - 1)$ -го автомобиля в модели IDM в классических обозначениях имеет вид:

$$(1) \quad \begin{cases} \frac{dv_i}{dt} = \underbrace{a_i \left(1 - \left(\frac{v_i}{v_{0,i}} \right)^\delta \right)}_{a_{\text{free}}} - \underbrace{a_i \left(\frac{s^*(v_i, \Delta v_i)}{s_i} \right)^2}_{a_{\text{deceleration}}}, \\ s^*(v_i, \Delta v_i) = s_{0,i} + v_i T_i + \frac{v_i \Delta v_i}{2\sqrt{a_i b_i}}. \end{cases}$$

При имитационном моделировании для нахождения значений скорости и ускорения будем пользоваться формулами, вытекающими из численного метода «пристрелки» [?]:

$$\begin{cases} \frac{dv}{dt}(t) = a_{\text{free}}(t) + a_{\text{deceleration}}(t), \\ v(t + \Delta t) = v(t) + \frac{dv}{dt}(t)\Delta t, \\ x(t + \Delta t) = x(t) + v(t)\Delta t + \frac{1}{2} \frac{dv}{dt}(t)(\Delta t)^2, \\ s(t + \Delta t) = x_i(t + \Delta t) - x(t + \Delta t) - l_i. \end{cases}$$

Шаг симуляции dt выбирается как шаг по времени при численном решении системы (1).

Существенным ограничением модели IDM является ее применимость только к однополосному движению. Одним из способов расширить ее применимость к многополосным дорожным сетям является введение алгоритмов, описывающих перестроение транспортных средств. В работе используется модель MOBIL (Microscopic Optimally Balanced Intersection Lanes). Данная модель перестроения вместе с моделью IDM была разработана Дириком Гельфандом, Мартином Трейбером и Арнольдом Кухнем [?] в 1999 году и предназначалась для анализа и улучшения эффективности движения автомобилей на перекрестках.

В основе модели MOBIL лежит идея о том, что водители принимают решения о перестроении и изменении скорости движения из соображений проходимости и безопасности. Конкретное изменение полосы движения, например с правой полосы движения на левую полосу, как показано на рисунок 4, зависит, как правило, от двух следующих транспортных средств на текущей полосе движения и соответственно на целевой полосе движения.

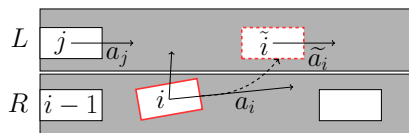


Рис. 4. Модель смены полосы MOBIL

Стимул для перестроения есть, если после первого фиктивного перестроения с правой полосы R на левую полосу L сумма собственного ускорения согласно модели IDM и ускорения соседних транспортных средств выше на порог изменения δ :

$$R \rightarrow L \quad (\tilde{a}_i - a_i) + p((\tilde{a}_{i-1} - a_{i-1}) + (\tilde{a}_j - a_j)) \geq \delta,$$

где $p \in [-\infty; \frac{1}{2}] \cup [1; +\infty]$ — вручную задаваемый коэффициент вежливости, символ $\tilde{}$ обозначает измененные характеристики.

Также следует учитывать, что при перестроении i на соседнюю полосу транспортные средства j и следующие за ним должны двигаться с коэффициентом торможения больше, чем b_{safe} . Поскольку в модели IDM скорости, а, следовательно, и ускорения связаны формулой (1) и изменяются последовательно от лидирующего транспортного средства к последующему, то описать такое замедление можно формулой: $\tilde{a}_j \geq -b_{\text{safe}}$.

3. Модуль валидации

В модуле валидации решается задача имитационного моделирования интенсивности движения транспортного потока. Решение задачи моделирования зависимых распределений среднесуточных интенсивностей состоит из двух этапов: этапа предобработки и этапа имитационного моделирования.

В данной работе под интенсивностью транспортного потока будем понимать число автомобилей, проезжающих через поперечное сечение участка дорожной сети в единицу времени, а под среднесуточной интенсивностью — усредненное количество машин по рабочим дням в течение года. Ранее в работе [?] при описании интенсивности транспортного потока использовалась статистка, описывающая количество машин, в работе [?] использовалась величина временного интервала между проездом двух автомобилей через сечение участка дорожной сети.

Рассмотрим второй подход для введения в модель зависимых случайных величин. В основе подхода лежит использование двухпараметрической копулы Маршалла-Олкина [?] для совместного распределения временных интервалов появления автомобилей.

Пусть случайная величина X с функцией распределения

$F(x)$ и случайная величина Y с функцией распределения $G(y)$ описывают временной интервал между проездом двух автомобилей через сечение детектируемого участка на полосах 1 и 2 соответственно. По теореме Склера [?] совместную функцию распределения можно представить копулой C

$$(2) \quad H_{XY}(x, y) = C(F(x), G(y)), \quad \forall x, y \in \mathbb{R}.$$

Далее будем использовать двухпараметрическую копулу Маршалла-Олкина [?, ?] с коэффициентами $0 \leq \alpha, \beta \leq 1$

$$(3) \quad C_{\alpha, \beta}(u, v) = uv \min(u^{-\alpha}, v^{-\beta}).$$

Этап предобработки состоит в оценивании плотности распределений случайных величин X и Y , описывающих число детектируемых транспортных средств на полосах 1 и 2 соответственно на основе данных, полученных с оптических детекторов города Красноярск с 2019 по 2020 год. На первом шаге строятся ядерные оценки плотности с ядром Епанечникова [?]. Далее формулируется упрощающее предположение о том, что каждая из рассматриваемых случайных величин представима в виде смеси нормальных распределений. С использованием ЕМ-алгоритма [?], на вход которого подавались значения ядерной оценки плотности, определяются параметры смесей.

Для этапа имитационного моделирования среднесуточных интенсивностей (generator) была разработана модификация метода дискретной суперпозиции Монте-Карло для генерации значений случайной величины (X, Y) :

этап 1: моделируем равномерно распределенные на отрезке $[0; 1]$ случайные величины l, w ;

этап 2: если выполняется $\sum_{m=1}^M p_m < l < \sum_{m=1}^{M+1} p_m$, то функция распределения M -й компоненты смеси $F = F_M$;

этап 3: аналогично этапу 2, для w определяем функцию распределения компоненты смеси G ;

этап 4: моделируем случайные величины (U, V) согласно [?];

этап 5: восстанавливаем U -квантиль X_U распределения F ;

этап 6: восстанавливаем V -квантиль Y_V распределения G .

4. Модуль адаптивного управления светофорными объектами

На основании данных, полученных при наблюдении в модуле симуляции, формируется двумерная выборка $\mathcal{X} = \{(s_i, a_i)\}_{i=1}^N$ объемом N порядка 10^6 . В результате управления δ^* , принятого из соображений увеличения значения функции оценки эффективности (4) с учетом выбранной стратегии агентов, рассчитывается несмещенная оценка распределения $\mathcal{P} = \{p(s, a)\}_{s \in \mathcal{S}, a \in \mathcal{A}}$ двумерной случайной величины (s, a) , где функция распределения $p(s, a)$ — вероятность того, что в состоянии s агент принял решение a . На основании выборочных вероятностей $\hat{p}(s, a)$ вычисляются оценки политики агента $\hat{\pi}(a|s)$ для каждого $s \in \mathcal{S}$

$$\hat{\pi}(a|s) = \frac{\hat{p}(s, a)}{\sum_{a \in \mathcal{A}} \hat{p}(s, a)} = \frac{\hat{p}(s, a)}{\hat{p}(s)}.$$

Наряду с политиками агента, при обработке интенсивностей записываются массивы $r_{a^{(k)}} = \{r(s_0, a^{(k)}), r(s_1, a^{(k)}), r(s_2, a^{(k)}), \dots\}$, $k = 0, 1$. Элементы этих массивов $r(s_t, a^{(k)})$ вычислены как время нахождения машин на активируемых фазой $a^{(k)} \oplus s_t$ полосах. Опишем подробнее процесс подсчета $\hat{\pi}(a|s)$, опираясь на схему на рисунке 1.

Согласно схеме на рисунке 1, модуль адаптивного управления светофорными объектами загружает управляющий конфигурационный файл `trafficLightConfig.xml`. В конфигурационном файле содержится информация о возможных направлениях движения, количестве фаз и циклах светофорных объектов. Далее комплекс программных средств MARLIN24 связывает показания датчика в имитационном модуле и рассчитывает оптимальное управление для светофорных объектов.

Пусть оптические датчики (VEHICLE DETECTOR) в имитационной среде (Simulation) записывают момент появления t_i пронумерованного транспортного средства $i \in I \subset \mathbb{N}$ в зоне $z \in Zones = \{z^{(0)}, z^{(1)}, \dots, z^{(m)}\}$, $m \in \mathbb{N}$. Отметим, что при

имитационном моделировании псевдослучайная интенсивность движения транспортных средств будет задана алгоритмически. Это означает, что мы можем сконструировать множество пар (i, z) , что автомобиль i находится в детектируемой зоне z в момент времени t . Определим данное множество как отношение $\psi_t \subset \mathbb{N} \times \text{Zones}$, для которого $i\psi_t z$. Введем также отношение $\phi \subset \text{Zones} \times \mathcal{S}$, описывающее зоны z , в которых состояние s' разрешает движение. Сгруппируем автомобили в зонах в соответствии с фазой светофорного объекта s' , которая разрешает движение транспортных средств в этих зонах и обозначим $I(s', t) = \{i \mid t_i < t, i\psi_t z, z\phi s'\}$.

Приведем рассуждения, исходя из которых считается функция вознаграждения. Для каждой полосы определено число машин на отрезке дороги, начинающемся с детектора и заканчивающемся стоп-линией перекрестка. Пусть $r : \mathcal{S} \times \mathcal{A} \mapsto \mathbb{R}$ — функция вознаграждения агента при изменении наблюдаемого состояния s_t при действии $a_t = \delta(s)$. В момент времени t значение функции $r(s_t, a_t) = R_t$ определяется для следующей активной полосы и пропорционально времени, затраченному всеми машинами на преодоление детектируемых участков дороги $R_t = \sum_{i \in I(s', t)} (t - t_i)$.

Далее для построенного множества светофорных объектов TL и зон детекции z определяются функция наград $r(s, a)$ число проехавших машин ($Mcount$), суммарное время проезда через детектируемые участки дорожной сети ($TIME_SUMM$) и обучающие функции Q .

Опишем поведение агентов с помощью марковского процесса принятия решений $\langle \mathcal{S}, \mathcal{A}, \mathbb{P}, r \rangle$ [?].

Процесс принятия решений для агента будет выглядеть следующим образом. В момент времени t агент наблюдает состояние среды $s_t \in \mathcal{S}$ и выбирает действие $a_t \in \mathcal{A}$. Среда отвечает генерацией награды R_t и переходит в следующее состояние $s_{t+1} = s'$ с вероятностью $p(s' \mid s_t, a_t)$.

Функция оценки эффективности применяемого управления $\delta = \{a_t, t \in \mathbb{N}\}$ составляющая траекторию процесса

$\mathcal{T} = \{s_0, a_0, s_1, a_1, \dots, s_T, a_T\}$ получается как функция:

$$(4) \quad V = \sum_{t=0}^{\infty} \gamma^t r(s_{t+1} \mid s_t, \delta_t) = \lim_{T \rightarrow \infty} \mathbb{E}_{\mathcal{T}} \sum_{t=0}^T \gamma^t R_t,$$

где величина γ , $0 < \gamma < 1$, называется коэффициентом переоценки и показывает во сколько раз уменьшается отложенное вознаграждение за один временной шаг [?]. Переоценка задает приоритет получения награды в ближайшее время перед получением той же награды через некоторое время. Математический смысл условия $0 < \gamma < 1$ состоит в том, чтобы гарантировать ограниченность функционала V .

Формальная постановка задачи вычисления оценки эффективности управления светофорным объектом представлена ниже.

Дано: марковский процесс принятия решения $\langle \mathcal{S}, \mathcal{A}, \mathbb{P}, r \rangle$ для управления светофорным объектом, активная в начальный момент времени фаза светофорного объекта s_0 .

Найти: управление светофорного объекта $\delta^* = \{a_t^*\}_{0 \leq t < \infty}$, которое доставит максимум функции оценки его эффективности (4).

Решение задачи поиска оптимального совокупного управления светофорными объектами дорожной сети ищется методом динамического программирования согласно принципу оптимальности Вальда—Беллмана.

Предложение 1. [?] В задаче управления фазами светофорного объекта уравнение Вальда—Беллмана имеет вид

$$(5) \quad V^* = \max_{a \in \mathcal{A}} \sum_{s' \in \mathcal{S}} p(s' \mid s, a) (r(s, a) + \gamma V^*(s')).$$

Перепишем формулу (5) в итерационной записи, называемой Q -обучение. Функция суммарных вознаграждений при оптимальном управлении на шаге t имеет вид

$$V^* \left(\{s_{t'}, \delta\}_{t'=0}^{t'=t} \right) = \max_{a \in \mathcal{A}} Q_t(s_t, a),$$

Считаем, что нам известно состояние среды s_{t+1} и оптимальное управление a_{t+1} на шаге $t + 1$, соответствующий итерации \hat{t} ,

и условимся, что итерация Q идет по индексу \hat{t} , тогда функция Q для агента имеет рекурсивную запись

$$\begin{aligned} Q_{\hat{t}+1}(\mathbf{s}, \mathbf{a}) &= \underbrace{p(s_{t+1}|s, a)}_{\alpha_{\hat{t}}} \left(r_{t+1} + \gamma V^*(s_{t+1}) \right) + \\ &+ \underbrace{\sum_{s' \in S/s_{t+1}} p(s'|s, a)}_{1-\alpha_{\hat{t}}} \left(r(s'|s, a) + \gamma V(s') \right) = \\ &= \alpha_{\hat{t}} \left(r_{\hat{t}} + \gamma \max_{s'} Q_{\hat{t}}(s_{t+1}, s') \right) + (1 - \alpha_{\hat{t}}) Q_{\hat{t}}(s, a). \end{aligned}$$

Решение задачи поиска оптимального совокупного управления светофорными объектами дорожной сети ищется, чтобы увеличить максимальное совокупное вознаграждение, определяемое функцией Q .

Предложение 2. [?] Для задачи поиска оптимального управления светофорным объектом с любым количеством фаз справедливы следующие утверждения

- существует единственное точное решение;
- оценка точности приближенного решения на n -ом шаге итерации

$$\rho(Q_n, Q_0) \leq \frac{\gamma^n \rho(Q_1, Q_0)}{1 - \gamma},$$

где $Q_t \in \mathbb{R}_{\infty}^{|A|+|S|}$ — вектора значений $Q(s, a)$ на шаге t ,
 $\forall q, w \in \mathbb{R}_{\infty}^{|A|+|S|}$ определена функция $\rho(q, w) = \max_{1 \leq j \leq |A|+|S|} |q_j - w_j|$;

- приближенное решение находится согласно формулам

$$(6) \quad V^*(s) = \max_{a \in A} \lim_{t \rightarrow +\infty} Q_t(s, a),$$

$$(7) \quad a_t(s) = \arg \max_{a' \in A} Q_t(s, a').$$

Схема подсчета функции оценки эффективности управления управления светофорными объектами представлена на рисунке 5.

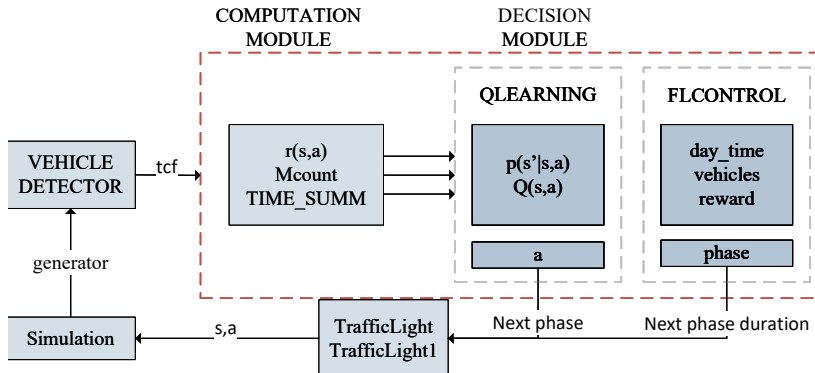


Рис. 5. Схема алгоритма MARLIN24 управления светофорными объектами

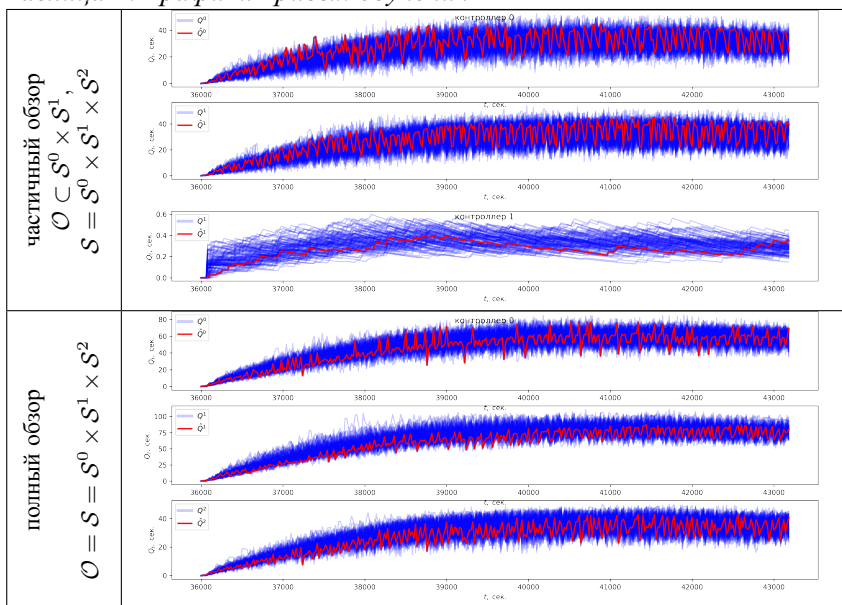
При совокупном управлении светофорными объектами в результате вызова процедуры generator в имитационной среде (Simulation) создаются машины в количествах, приближенных к реальным значениям. Далее автомобили перемещаются в имитационной среде (Simulation) пока не выйдут из ее зоны покрытия. При попадании машины на детектируемый участок дорожной сети z , во вспомогательном модуле, имитирующем поступление информации с оптических датчиков (VEHICLE DETECTOR), пары, состоящие из указателей на объект машины и текущего времени модели, добавляются в одну из коллекций tcf (time collection forward) для выбранного вручную множества светофорных объектов TL . На следующем шаге симуляции машины удаляются из коллекции tcf, при проезде через зону z . В течении периода времени period во вспомогательном модуле выбора управления (DECISION MODULE) вызывается модуль QLEARNING, реализующий управление согласно выбранной стратегии совокупного управления. На основе выходных данных модуля принимается решение о переключении фазы светофоров (Next phase).

5. Вычислительные эксперименты и обсуждение

Для исследования представленных в работе моделей были проведены серии вычислительных экспериментов. Эксперименты проводились на ПК с процессором Intel Core i7-10510U CPU@1.80ГГц и оперативной памятью объемом 8ГБ.

В ходе серии из 1000 симуляций были построены усредненные кривые обучения функции оценки эффективности управления \hat{Q} при равновесной по Нэшу стратегии для ограниченного и неограниченного пространств обзора состояний \mathcal{O} . Кривые обучения приведены в таблице 2.

Таблица 2. Графики кривых обучения



Отметим, что при рассмотрении полного пространства состояний, суммарное время нахождения транспортных на участке, принадлежащем второму светофорному объекту, значительно меньше, чем на 0 и 1-ом, и поэтому в случае полного обзора оно не вносило вклада в изменение управления.

В рамках вычислительных экспериментов было проведено сравнение кривых обучения агентов на протяжении 1000 эпох. В результате эффективного управления время ожидания транспортного средства в среднем не превышает длины цикла светофорного объекта. Также было продемонстрировано, что значительного улучшения управления при расширении покрытия дорожной сети может и не быть. Таким образом, координированное управление светофорными объектами в целях ускорения вычислений может быть рассмотрено только в тех участках, где его применение дает ощутимое улучшение в управлении. В остальных случаях может быть рассмотрен некоординированный подход, и, следовательно, «проклятие размерности», возникающее с ростом размерности матриц при вычислениях, не является серьезной проблемой.

Сравнение комплекса MARLIN24 и АСУДД24 в работе [?] показало сопоставимые результаты (таблица 3).

Таблица 3. Сравнение показателей эффективности управления для различных моделей

Целевая функция	Ед. изм.	АСУДД24	MARLIN24	улучшение
Средняя задержка	<u>сек.</u> маш.	10.63	9.4	11.6%
Пропускная способность	маш.	4 870	4 412	-9.4%
Суммарное время	сек.	51 792	41 286	20.3%

Литература

ARTICLE TITLE

Alexander Ivanov, Institute of Control Sciences of RAS, Moscow, Cand.Sc., assistant professor (aaivanov@mail.ru).

Boris Petrov, Institute of Control Sciences of RAS, Moscow, Doctor of Science, professor (Moscow, Profsoyuznaya st., 65, (495)000-00-00).

Viktor Sidorov, Moscow Institute of Physics and Technology, Moscow, student (viktor.sidorov@mipt.ru).

Abstract:

Keywords: .

УДК ...

ББК ...

*Статья представлена к публикации
членом редакционной коллегии ...*

*Поступила в редакцию ...
Дата опубликования ...*