

ГУЛАЙ А.В., ЗАЙЦЕВ В.М.

ОПТИМИЗАЦИЯ ПРОЦЕССА ОБРАБОТКИ ЗАДАНИЙ В МУЛЬТИАГЕНТНОЙ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ СИСТЕМЕ

Белорусский национальный технический университет
г. Минск, Республика Беларусь

Аннотация. Функциональные компоненты мультиагентной интеллектуальной системы имеют различную физическую или логическую конструкцию и обеспечивают обработку потоков заданий с разной интенсивностью. С точки зрения эффективности выполнения поставленных задач, получения консолидированного результата и достижения общей цели агентами указанная система рассматривается как единый объект, целостное образование. При этом суммарная эффективность функционирования ее компонентов оценивается общим параметром, по которому она может сравниваться с другими вариантами архитектурного построения мультиагентных систем. В связи с этим предложено оценивать эффективность функционирования мультиагентной системы условным экстремумом — суммарным количеством заданий в очередях всех агентов системы при условии сохранения способности обеспечивать необходимый запас по коэффициенту загрузки каждого агента, ограничивающему зону его стабильного функционирования. Показано, что для оптимизации процесса обработки заданий может быть использован алгоритм случайного поиска, заключающийся в том, что случайным образом выбираются точки в пространстве возможных решений, оценивается их качество с помощью целевой функции и сохраняется лучшее из найденных решений. Рассматриваемая задача минимизации целевой функции — суммарного количества заданий в очередях всех агентов системы интерпретируется как выполнение приближенной нелинейной оптимизации с использованием метода множителей Лагранжа. В качестве примера реализации предлагаемого способа оптимизации процесса обработки заданий мультиагентной системы приведены результаты компьютерного эксперимента по определению минимального значения целевой функции. На основе указанного решения задачи оптимизации предложен технологический алгоритм функционирования распределителя заданий в мультиагентной интеллектуальной системе.

Ключевые слова: мультиагентная интеллектуальная система; распределение потока заданий; коэффициент загрузки агента; целевая функция оптимизации; метод множителей Лагранжа

Введение

В последние десятилетия в среде специалистов по разработке аппаратно-программных средств сложилась и получила развитие совокупность специальных научных терминов, представлений и положений об организации построения систем технического назначения на основе коллективного искусственного интеллекта. Указанная парадигма построения информационно-управляющих интеллектуальных систем базируется на применении мультиагентных технологий — рассмотрении данных систем как эргатических логико-технических конструкций с развитой пространственно-распределенной структурой [1–6]. В таких системах создаются условия для решения заданного множества системных задач путем концентрации усилий автономных функциональных агентов на основе единого замысла по достижению цели.

Мультиагентная интеллектуальная система включает в свой состав определенное количество как реальных, так и виртуальных функциональных агентов. В общем случае системные агенты — это сущности той или иной природы, целенаправленно действующие в определенной среде

функционирования интеллектуальной системы в соответствии с установленными правилами переработки вещества, энергии, информации и методами системной взаимосвязи. Каждый агент в системе имеет как общие, так и индивидуальные свойства, но все агенты ведут себя совместно для достижения общего системного результата. В инженерных системах агентами могут быть компьютеры, контроллеры, датчики, электронные приборы, производственное оборудование, а также компьютерные программы. Можно утверждать, что любая часть интеллектуальной технической системы, в принципе, может быть представлена и функционально оформлена как ее системный агент.

Особенность мультиагентной интеллектуальной системы заключается в том, что ей присущи такие свойства как ситуативность, гибкость и социализация. Ситуативность — это свойство системы воспринимать с помощью сенсоров текущие состояния окружения (среды, оборудования и персонала) и в соответствии с результатами анализа обстановки вырабатывать необходимые действия. Гибкость мультиагентной системы предполагает, что она не только

реагирует на текущие состояния и вариации окружения, но и заранее готовится к ним, прогнозирует возможные изменения, а также структурно и функционально адаптируется к ситуациям и выбирает рациональные альтернативы. Свойство социализации обеспечивает консолидацию усилий агентов системы для решения общих задач и достижения единой цели.

Для явного или латентного управления процессом функционирования мультиагентных интеллектуальных систем в их состав вводятся специальные объекты–лидеры. Агенты системы могут также обходиться без системного лидера, предназначенного для обеспечения их синхронизированного взаимодействия. В таком случае предусматривается наличие протоколов социализации, которые позволяют с помощью программных средств и сеансов обмена информацией в режиме реального времени синхронизировать процессы функционирования агентов и организовать адекватное использование системных ресурсов и данных.

Опубликованные в научно-технических источниках результаты большинства исследований различных аспектов создания мультиагентных интеллектуальных систем представляют собой, например, изложение общих проблем, стоящих перед системными аналитиками и инженерами-разработчиками в процессе проектирования указанных систем [7–10]. Некоторые научные публикации, напротив, ориентированы на изложение конкретных вопросов разработки и обеспечения процессов функционирования отдельных системных компонентов [11, 12]. В указанных публикациях обсуждаются, в частности, методы автоматического управления функциональными агентами, группирование агентов системы в определенные пространственные построения, сохранение порядка следования объектов в группах, назначение лидеров и распределение задач между агентами.

Однако процессы поддержки нормального функционирования мультиагентной системы нуждаются в решении ряда оптимизационных задач, обусловленных наличием системных компонентов с существенно различающимися характеристиками. Как правило, все функциональные агенты интеллектуальной системы имеют разные параметры и, соответственно, разную производительность процесса выполнения заданий. При распределении заданий между агентами без учета данного обстоятельства их загруженность оказывается неоптимальной, что приводит к снижению эффективности функционирования многоагентной системы в целом. В частности, оптимизация распределения заданий на обработку между агентами позволяет существенно уменьшить их суммарное количество в очередях у всех агентов системы.

С учетом вышеизложенного задачей настоящей работы является выбор и обоснование параме-

тра мультиагентной системы, который характеризует процесс ее функционирования, а также разработка способа оптимизации указанного процесса. В работе определены значения коэффициентов распределения общего потока заданий между агентами интеллектуальной системы, при которых минимизируется целевая функция – суммарное количество заданий в очередях всех агентов. В качестве условия оптимизации принята способность обеспечения необходимого запаса по коэффициенту загрузки, который ограничивает зону стабильного функционирования каждого агента. Предложен алгоритм функционирования распределителя потоков заданий в направлении агентов системы, заключающийся в случайном выборе точки в пространстве возможных решений и оценке их качества с помощью целевой функции.

Постановка задачи оптимизации процесса обработки заданий агентами

Виртуальный агент как модель мультиагентной интеллектуальной системы. С точки зрения выполнения поставленных задач, получения консолидированного результата и достижения общей цели мультиагентная система может рассматриваться как единый объект, целостное образование. При этом суммарная эффективность функционирования ее компонентов оценивается общим параметром, по которому она может сравниваться с другими вариантами мультиагентных систем и результатами их действий. В связи с этим появляется необходимость в выделении одного интегративного параметра, которым можно характеризовать работу системы в целом, с учетом неодинаковых параметров отдельных агентов, разной эффективности их действий. Фактически мультиагентная система (целостный набор, совокупность отдельных агентов) представляется в виде единого виртуального агента, который обладает интегральной характеристикой, учитывающей определенные параметры всех агентов, входящих в систему. Особенность предлагаемого подхода к оценке мультиагентных систем заключается также в том, что по данному параметру можно не только оценивать эффективность действий системы, но и проводить оптимизацию процесса ее функционирования.

Допустим, что система включает в свой состав группу из n агентов, которые ориентированы на обработку определенного типа заданий с одинаковой производительностью μ заданий в единицу времени. В этом случае независимо от физического и логического построения отдельных агентов при проведении системного анализа мультиагентную систему правомерно заменить одним эквивалентным виртуальным объектом (агентом) с производительностью $\mu_{\text{экв}} = n\mu$ заданий в единицу времени t . Случайный поток актов обработки заданий виртуальным агентом (как эквивалентом мультиагентной системы)

может быть представлен экспоненциальной моделью с функцией распределения $f(t) = 1 - \exp(-\mu t)$.

Задача оценки и оптимизации процесса распределения потока заданий значительно усложняется в практическом случае, когда все агенты системы имеют разную производительность. Создается ситуация, когда агенту с относительно низкой производительностью направляется поток заданий, значительно превышающий возможности агента по обработке данного потока. Накопление заданий в очереди на обработку такими агентами приводит к увеличению суммарного количества заданий в очередях всей системы и, соответственно, к снижению эффективности функционирования многоагентной системы.

Выбор параметра, по которому производится оптимизация функционирования мультиагентной интеллектуальной системы, базируется на следующих подходах. Анализ особенностей архитектурного, функционального и алгоритмического построения многоагентных интеллектуальных систем показывает, что они могут интерпретироваться как гетерогенные системы массового обслуживания [2, 3, 13]. При таком подходе к анализу указанных систем весьма продуктивным может быть рассмотрение характерной для них зависимости процесса обработки заданий не только от общего коэффициента загрузки системы, но и от распределения общего потока заданий между отдельными агентами. Эффективность указанного разделения общего потока заданий на части будет определяться индивидуальными свойствами агентов, к которым направляются соответствующие фрагменты потока.

С учетом этого целесообразно оценивать эффективность функционирования мультиагентной системы условным экстремумом – минимальным суммарным количеством заданий в очередях всех агентов системы при сохранении способности обеспечивать необходимый запас по коэффициенту загрузки каждого агента, ограничивающему зону стабильного его функционирования. Возникающая задача может быть интерпретирована следующим образом: необходимо определить значения коэффициентов, характеризующих процесс разделения общего потока заданий в мультиагентной системе на отдельные потоки в направлении каждого агента, при которых минимизируется целевая функция – суммарное количество заданий в очередях всех агентов системы. Коэффициент загрузки агентов задается экспертами в диапазоне 0,2–0,3 в процессе построения интеллектуальной системы.

Распределение потока заданий в мультиагентной интеллектуальной системе. Обобщенная схема распределения потока заданий в мультиагентной интеллектуальной системе представлена на рис. 1. Исходный поток однотипных заданий формируется объектом управления мультиагентной системы или поступает извне и распределяется между реальными

и виртуальными агентами системы для последующей обработки. Поток заданий – пуассоновский с интенсивностью Λ :

$$\Lambda = \sum_{i=1}^n \lambda_i, \quad \lambda_i = \alpha_i \Lambda,$$

где $i = 1, 2, \dots, n$; λ_i – интенсивность потока заданий в направлении агента i ; α_i – коэффициент распределения общего потока Λ заданий между агентами.



Рис. 1. Общая схема распределения потока заданий в мультиагентной интеллектуальной системе

Интегральная оценка эффективности функционирования мультиагентной системы. Системные агенты могут иметь различную физическую или логическую конструкцию, они обрабатывают задания и обеспечивают потоки обработки с интенсивностью μ_i . Распределение времени обработки заданий в i -тых агентах – экспоненциальное, процесс обработки характеризуется следующими параметрами:

- среднее время обработки задания i -тым агентом:

$$T_i = \mu_i^{-1};$$

- второй начальный момент времени обработки задания i -тым агентом:

$$T_i = \mu_i^{-1};$$

- среднее время ожидания заданием начала обработки в очереди i -того агента:

$$\omega_i = 0,5\alpha_i\Lambda T_i^{(2)} / (1 - \alpha_i\Lambda T_i);$$

- средняя длина очереди ожидания заданиями начала обработки i -тым агентом:

$$\Omega_i = \lambda_i \omega_i = 0,5\alpha_i^2 \Lambda^2 T_i^{(2)} / (1 - \alpha_i\Lambda T_i).$$

Эффективность функционирования мультиагентной системы целесообразно оценивать условным экстремумом – суммарным количеством заданий Ω в очередях всех агентов системы и способностью обеспечивать необходимый запас по коэффициенту загрузки каждого агента Δp , ограничивающему зону

его стабильного функционирования. Указанный коэффициент зависит от особенностей функционирования агента, его эксплуатационных характеристик, а также от внешних условий и окружающей среды. Он задается экспертным путем на стадии проектирования мультиагентной системы, при этом для системы в целом наиболее рациональным является выбор ненормирующего значения:

$$\Delta p = \min \{\Delta p_i\}.$$

Требуется определить значения коэффициентов разделения общего потока Λ на отдельные потоки в направлении каждого агента $\{\alpha_i\}$, при которых минимизируется целевая функция – суммарное количество заданий в очередях всех агентов системы:

$$\Omega = \sum_{i=1}^n \Omega_i \rightarrow \min.$$

Ограничения в решении задачи оптимизации процесса обработки заданий. При решении задачи определения целевой функции оптимизации соблюдаются следующие ограничения:

$$A = \{\alpha_i \geq 0\} \sum_{i=1}^n \alpha_i = 1.$$

Ограничение, касающееся суммы α_i , является приближенным и применяется для упрощения выполнения аналитических выводов.

Поскольку на рассматриваемые переменные налагаются дополнительные условия, которые ограничивают область допустимых значений при поиске экстремума целевой функции оптимизации, в работе используется понятие «условный экстремум».

Способ оптимизации процесса обработки заданий системными агентами

Для оптимизации процесса обработки заданий может быть использован алгоритм случайного поиска, основанный на случайной генерации возможных решений внутри заданного пространства поиска и последующей их оценке. Данный алгоритм относится к стохастическим методам, поскольку в своей основе использует случайные величины для построения стратегии поиска. Пространство поиска представляет собой множество всех допустимых комбинаций параметров задачи оптимизации. Указанная задача состоит в поиске такого значения параметра, которое минимизирует целевую функцию, выступающую в роли критерия оценки каждого из возможных решений. Таким образом, принцип работы алгоритма оптимизации заключается в том, что случайным образом выбираются точки в пространстве возможных решений, оценивается их качество с помощью целевой функции и сохраняется лучшее из найденных решений.

Рассматриваемая задача минимизации целевой функции – суммарного количества заданий в очередях всех агентов системы может быть интерпретирована как выполнение нелинейной оптимизации с ограничениями в виде определенных равенств и неравенств. В данном случае применим метод множителей Лагранжа [14].

Для решения задачи оптимизации рассматриваемого процесса задается функция Лагранжа, которая для случая обработки заданий в мультиагентной интеллектуальной системе имеет следующий вид:

$$\begin{aligned} L(\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n, \beta_0, \beta_1, \gamma_1, \dots, \gamma_{n-1}, \gamma_n, \delta_1, \delta_2, \dots, \delta_n) = \\ = \beta_0 \sum_{i=1}^n 0,5 \alpha_i^2 \Lambda^2 T_i^{(2)} [1 - \alpha_i \Lambda T_i]^{-1} + \\ + \beta_1 \left(\sum_{i=1}^n \alpha_i - 1 \right) + \sum_{i=1}^n \gamma_i \{ \alpha_i - (1 - \Delta p) \Lambda^{-1} T_i^{-1} \} - \\ - \delta_1 \alpha_1 - \delta_2 \alpha_2 - \dots - \delta_n \alpha_n, \end{aligned}$$

где $\beta_0, \beta_1, \gamma_1, \dots, \gamma_{n-1}, \gamma_n, \delta_1, \delta_2, \dots, \delta_n$ – неопределенные множители Лагранжа.

Далее выстраивается совокупность уравнений относительно множителей Лагранжа из частных производных целевой функции по переменным $\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n$, которые приравниваются к нулю (условия стационарности):

$$\begin{aligned} \{ \partial L / \partial \pm_i = \{ \beta_0 \{ \alpha_i \Lambda T_i^{(2)} [1 - \alpha_i \Lambda T_i] + \\ + \Lambda T_i 0,5 \alpha_i^2 \Lambda^2 T_i^{(2)} \} \} [1 - \alpha_i \Lambda T_i]^{-2} + \beta_i + \gamma_i - \delta_i = 0 \}. \end{aligned}$$

К этой совокупности присоединяются уравнения дополняющей нежесткости и согласования знаков:

$$\beta_1 \left(\sum_{i=1}^n \alpha_i - 1 \right) = 0;$$

$$\sum_{i=1}^n \gamma_i \{ \alpha_i - (1 - \Delta p) \Lambda^{-1} T_i^{-1} \} = 0;$$

$$\delta_1 \alpha_1 + \delta_2 \alpha_2 + \dots + \delta_n \alpha_n = 0.$$

Решение системы уравнений относительно множителей Лагранжа находим при следующих условиях:

$$\beta_1 \neq 0, \text{ так как приближенно принимается } \sum_{i=1}^n \alpha_i = 1.$$

Таким образом, получаем субоптимальную точку в пространстве коэффициентов α_i :

$$\{ \alpha_i = (1 - \Delta p) \Lambda^{-1} T_i^{-1} \}.$$

Строгое решение рассматриваемой системы уравнений приводит к отклонению точки оптимума от точки субоптимума, при котором

$$\sum_{i=1}^n \alpha_i = (1 - \Delta p) \Lambda^{-1} \sum_{i=1}^n \mu_i \neq 1.$$

Однако это отклонение практически не влияет на процессы управления потоками заданий в мультиагентной системе.

Если точка $A = \{\alpha_i \geq 0\}$ является решением исходной задачи, то найдется такой вектор $\beta_0, \beta_1, \gamma_1, \dots, \gamma_{n-1}, \gamma_n, \delta_1, \delta_2, \dots, \delta_n$, который удовлетворяет системе уравнений. Значит, все экстремальные точки задачи находятся среди решений системы, у которых не все компоненты указанного вектора не равны нулю.

Приближенное определение координат точки экстремума выполняется следующим образом. Пусть A – координаты точки экстремума, а $f(A)$ – соответствующее значение целевой функции. Берется точка A_1 , близкая к точке A , и вычисляется значение целевой функции $f(A_1)$. Если $f(A) \geq f(A_1)$, то в точке A наблюдается максимум указанной функции; если $f(A) \leq f(A_1)$, то в точке A данная функция имеет минимум.

В качестве примера реализации предлагаемого способа оптимизации процесса обработки заданий мультиагентной системы приведем результаты компьютерного эксперимента по определению минимального значения суммарного количества заданий в очередях всех агентов. Рассматриваемая мультиагентная система состоит из объекта управления и трех агентов, для которых характерны разные значения времени обработки заданий T_i . Для

данной системы при разной величине коэффициентов распределения общего потока заданий между агентами α_i рассчитываются значения средней производительности агентов μ_i , суммарная производительность системы $\Sigma \mu_i$, вторые центральные моменты $T_i^{(2)}$. Кроме этого, устанавливается необходимый запас по коэффициенту загрузки каждого агента, ограничивающему зону его стабильного функционирования Δp , а также определяется предельный поток задания Λ и целевая функция оптимизации Ω .

В таблице 1 представлены основные результаты вычислений, из анализа которых следует, что при неизменной величине суммарного потока заданий явно выделяется минимум средних суммарных очередей агентов системы в случае $\alpha_1 = 0,53$; $\alpha_2 = 0,26$; $\alpha_3 = 0,21$. В ряду полученных значений функции оптимизации при разных величинах коэффициентов распределения потоков минимальное значение Ω составляет 4,79. Таким образом, величины α_i , соответствующие минимальному значению функции Ω , можно считать оптимальными для рассматриваемой в качестве примера мультиагентной системы. Следует отметить, что в расчетах и при выполнении анализа принято экспертное значение ненаритарного системного запаса по коэффициенту загрузки агентов на уровне 0,3.

Таблица 1. Результаты определения целевой функции оптимизации

Коэффициент распределения			Время обработки			Ограничение загрузки	Поток заданий	Функция оптимизации
α_1	α_2	α_3	T_1	T_2	T_3	Δp	Λ	Ω
0,70	0,30	0	0,2	0,4	0,5	0,3	6,65	15,54
0,45	0,30	0,25						8,10
0,53	0,26	0,21						4,79
0,51	0,34	0,15						12,10
0,45	0,27	0,28						15,08

Технологический алгоритм функционирования распределителя заданий в мультиагентной интеллектуальной системе реализуется следующим образом. Данный алгоритм предполагает предварительную разметку таблицы распределения $\{\alpha_j\}$ и

размещение элементов α_j в порядке возрастания (таблица 2; множество значений коэффициента распределения α_j принадлежит множеству α_i):

$$\{0 \leq \alpha_j \leq \alpha_j + 1 \leq 1, 0\}, \quad j = 1, 2, \dots, n-1.$$

Таблица 2. Коэффициенты распределения заданий между агентами

Номер интервала	1	2	3	...	n
Интервальное значение	$(0; \alpha_1)$	$(\alpha_1; \alpha_1 + \alpha_2)$	$(\alpha_1 + \alpha_2; \alpha_1 + \alpha_2 + \alpha_3)$	...	$(\sum_{j=1}^{n-1} \alpha_j; 1, 0)$

В процессе функционирования мультиагентной системы проводится выработка случайного числа ξ_k датчиком случайных чисел с равномерным распределением в интервале (0; 1) и определяется номер интервала принадлежности m [15]:

$$\xi_k \in (\sum_{j=1}^m \alpha_j, \sum_{j=1}^{m+1} \alpha_j).$$

В компьютерном эксперименте значения α_j в порядке возрастания располагаются следующим образом: $\alpha_3, \alpha_2, \alpha_1$, а интервальные значения приобретают вид (0; 0,21) (0,21; 0,47) (0,47; 1,0). Генерируется ряд случайных чисел ξ_k , например: 0,81; 0,04; 0,75; 0,20; 0,80; 0,27; 0,14; 0,69; 0,35; 0,70; 0,98; 0,15; 0,71; 0,23; 0,45; 0,24; 0,61; 0,77; 0,91; 0,29. При таких условиях потоки заданий в направлении агентов с коэффициентами распределения $\alpha_3, \alpha_2, \alpha_1$ будут содержать следующее количество заданий: 4; 7; 9. При указанном распределении потоков заданий между агентами достигается решение задачи минимизации целевой функции – суммарного количества заданий в очередях всех агентов системы.

Заключение

Выполнено обоснование выбора параметра мультиагентной системы, который характеризует эффективность процесса ее функционирования, а также разработан способ оптимизации указанного процесса. Определены значения коэффициентов распределения общего потока заданий между агентами интеллектуальной системы, при которых минимизируется целевая функция – суммарное количество заданий в очередях всех агентов. В качестве условия оптимизации принята способность обеспечения необходимого запаса по коэффициенту загрузки, который ограничивает зону стабильного функционирования каждого агента. Предложен алгоритм функционирования распределителя потоков заданий в направлении агентов системы, заключающийся в случайном выборе точки в пространстве возможных решений и оценке качества решений с помощью целевой функции.

ЛИТЕРАТУРА

1. Городецкий, В. И. Многоагентные системы (обзор) / В. И. Городецкий, М. С. Грушинский, А. В. Хабалов // *Новости искусственного интеллекта*. 1998. – № 2. – С. 64 – 116.
2. Карпов, В. Э. Модели социального поведения в групповой робототехнике / В. Э. Карпов // *Управление большими системами*. – 2016. – Вып. 59. – С. 165–232.
3. Гулай, А. В. Архитектура интеллектуальных систем / А. В. Гулай, В. М. Зайцев. – Минск : ИВЦ Минфина, 2018. – 367 с.
4. Гулай, А. В. Интеллектуальные мехатронные системы с дистанционной организацией транзакций: особенности построения / А. В. Гулай, В. М. Зайцев // *Доклады БГУИР*. – 2015. – № 7(93). – С. 92–98.
5. Гулай, А. В. Интеллектуальные мехатронные системы с дистанционным взаимодействием компонентов: структура и функции / А. В. Гулай, В. М. Зайцев // *Наука и техника*. – 2015. – № 4. – С. 12–18.
6. Гулай, А. В. Конвергенция интеллектуальных систем / А. В. Гулай, В. М. Зайцев. – Минск : ИВЦ Минфина, 2020. – 384 с.
7. Тарасов, В. Б. От многоагентных систем к интеллектуальным организациям: философия, психология, информатика / В. Б. Тарасов. – М. : Эдиториал УРСС, 2002. – 348 с.
8. Guessoum, Z. Towards reliable multi-agent system: An adaptive replication mechanism / Z. Guessoum, J.-P. Briot, N. Faci, O. Martin // *Multiagent and Grid Systems*. – 2010. – Vol. 6, Iss. 1 – P. 1–24. – DOI: 10.3233/MGS-2010-0139.
9. Hübner, J. F. A normative programming language for multi-agent organizations / J. F. Hübner, O. Boissier, R. H. Bordini // *Annals of Mathematics and Artificial Intelligence*. – Vol. 62. – P. 27–53. – DOI: 10.1007/s10472-011-9251-0
10. Boissier, O. Dimensions in programming multi-agent systems / O. Boissier, R. H. Bordini, J. F. Hübner, A. Ricci // *The Knowledge Engineering Review*. – 2019. – Vol. 34, № 2. – P. 1–28. – DOI: 10.1017/S026988891800005X
11. Ерофеева, В. А. Управление роem динамических объектов на базе мультиагентного подхода / В. А. Ерофеева, Ю. В. Иванский, В. И. Княев // *Компьютерные инструменты в образовании*. – 2015. – № 6. – С. 34–42.
12. Воробьев, В. В. Алгоритмы выбора лидера и кластеризации в статическом роem роботов / В. В. Воробьев // *Мехатроника, автоматизация, управление*. – 2017. – Т. 18, № 3. – С. 166–173. – DOI: 10.17587/mau.18.166-173
13. Бронштейн, О. И. Модели приоритетного обслуживания в информационно-вычислительных системах / О. И. Бронштейн, И. М. Духовный. – М. : Наука, 1976. – 220 с.
14. Реклейтис, Г. Оптимизация в технике: в 2 кн. / Г. Реклейтис, А. Рейвиндран, К. Рэгсел. – М. : Мир, 1986. – 2 кн.
15. Полляк, Ю. Г. Вероятностное моделирование на электронных вычислительных машинах / Ю. Г. Полляк. – М.: Советское радио, 1971. – 400 с.

REFERENCES

1. Gorodetsky, V. I. Multi-agent systems (review) / V. I. Gorodetsky, M. S. Grushinsky, A. V. Khabalov // *Novosti iscusstvennogo intellecta*. – 1998. – № 2. – P. 64 – 116.
2. Karpov, V. E. (2016) Models of social behavior in group robotics / V. E. Karpov // *Large-Scale Systems Control*. – 2016. – № 59. – P. 165–232.

3. Gulay, A. V. Architecture of intelligent systems / A. V. Gulay, V. M. Zaitsev. – Minsk : IVC Minfina, 2018. – 367 p.
4. Gulay, A. V. Intelligent mechatronic systems with remote organization of transactions: design features / A. V. Gulay, V. M. Zaitsev // Doklady BGUIR. – 2015. – № 7(93). – P. 92–98.
5. Gulay, A. V. Intelligent mechatronic systems with remote component interaction: structure and functions / A. V. Gulay, V. M. Zaitsev // Science & Technique. – 2015. – № 4. – P. 12–18.
6. Gulai, A. V. Convergence of intelligent systems / A. V. Gulai, V. M. Zaitsev. – Minsk : IVC Minfina, 2020. – 384 p.
7. Tarasov, V. B. From multi-agent systems to intellectual organizations / V. B. Tarasov. – M. : Editorial URSS, 2002. – 348 p.
8. Guessoum, Z. Towards reliable multi-agent system: An adaptive replication mechanism / Z. Guessoum, J.-P. Briot, N. Faci, O. Martin // Multiagent and Grid Systems. – 2010. – Vol. 6, Iss. 1 – P. 1–24. – DOI: 10.3233/MGS-2010-0139
9. Hübner, J. F. A normative programming language for multi-agent organizations / J. F. Hübner, O. Boissier, R. H. Bordini // Annals of Mathematics and Artificial Intelligence. – Vol. 62. – P. 27–53. – DOI: 10.1007/s10472-011-9251-0
10. Boissier, O. Dimensions in programming multi-agent systems / O. Boissier, R. H. Bordini, J. F. Hübner, A. Ricci // The Knowledge Engineering Review. – 2019. – Vol. 34, № 2. – P. 1–28. – DOI: 10.1017/S026988891800005X
11. Erofeeva, V. A. Swarm control of dynamic objects based on multi-agent technologies / V. A. Erofeeva, U. V. Ivanskiy, V. I. Kiyaev // Computer Tools in Education journal. – 2015. – № 6. – P. 34–42.
12. Vorobyev, V. V. Leader selection and clusterization algorithms in a static robot swarm // Mekhatronika, Avtomatizatsiya, Upravlenie. – 2017. – Vol. 18, № 3. – P. 166–173. – DOI: 10.17587/mau.18.166-173
13. Bronshtejn, O. I. Priority service models in information and computing systems / O. I. Bronshtejn, I. M. Duhovnyj. – M. : Nauka, 1976. – 220 p.
14. Reklejtis, G. Optimization in engineering : in 2 vol. / G. Reklejtis, A. Rejvindran, K. Rejksdel. – M. : Mir, 1986. – 2 vol.
15. Pollyak, Yu. G. Probabilistic modeling on electronic computers / Yu. G. Pollyak. – M. : Sovetskoe radio, 1971. – 400 p.

GULAJ A.V., ZAJCEV V.M.

OPTIMIZATION OF TASK PROCESSING IN A MULTI-AGENT INTELLIGENT SYSTEM

*Belarusian National Technical University
Minsk, Republic of Belarus*

Abstract. *The functional components of a multi-agent intelligent system have different physical or logical structures and provide processing of task flows with different intensities. From the point of view of the effectiveness of the tasks set, obtaining a consolidated result and achieving a common goal by the agents, this system is considered as a single object, an integrated entity. At the same time, the overall efficiency of its components is assessed by a common parameter by which it can be compared with other architectural variants of multi-agent systems. In this regard, it is proposed to evaluate the effectiveness of the multi-agent system by a conditional extremum – the total number of tasks in the queues of all agents of the system, provided that the ability to provide the necessary margin for the load factor of each agent limits the zone of its stable functioning. It is shown that a random search algorithm can be used to optimize the task processing process, which consists in randomly selecting points in the space of possible solutions, evaluating their quality using an objective function, and preserving the best of the solutions found. The considered task of minimizing the objective function – the total number of tasks in the queues of all agents of the system is interpreted as performing approximate nonlinear optimization using the Lagrange multiplier method. As an example of the implementation of the proposed method for optimizing the task processing process of a multi-agent system, the results of a computer experiment to determine the minimum value of the objective function are given. Based on the specified solution to the optimization problem, a technological algorithm for the functioning of a task distributor in a multi-agent intelligent system is proposed.*

Keywords: *multi-agent intelligent system; task flow distribution; agent load factor; objective function of optimization; Lagrange multipliers method*



Гулай Анатолий Владимирович, Белорусский национальный технический университет, Минск, Республика Беларусь. Кандидат технических наук, заведующий кафедрой «Интеллектуальные и мехатронные системы». Окончил Минский радиотехнический институт (1971), защитил диссертацию на соискание ученой степени кандидата технических наук (1982), лауреат Государственной премии в области науки и техники. Область научных интересов: методологические проблемы интеллектуальных технологий; интеллектуальные системы формирования знаний; построение интеллектуальных технических систем.

A.V. Gulaj, Belarusian National Technical University, Minsk, Republic of Belarus. PhD in Engineering, Head of the Department of Intelligent and Mechatronic Systems. Graduated from the Minsk Radio Engineering Institute (1971), defended his dissertation for the degree of candidate of technical sciences (1982), laureate of the State Prize in the field of science and technology. Research interests: methodological problems of intellectual technologies; intelligent education systems; construction of intellectual technical systems.

E-mail: is@bntu.by



Зайцев Владимир Михайлович, Белорусский национальный технический университет, Минск, Республика Беларусь. Кандидат технических наук, доцент кафедры «Интеллектуальные и мехатронные системы». Окончил Минский радиотехнический институт (1971), защитил диссертацию на соискание ученой степени кандидата технических наук (1974). Область научных интересов: цифровая обработка сигналов; проектирование интеллектуальных систем технического назначения.

V.M. Zajcev, Belarusian National Technical University, Minsk, Republic of Belarus. PhD in Engineering, Associate Professor of the Department of Intelligent and Mechatronic Systems. Graduated from the Minsk Radio Engineering Institute (1971), defended his dissertation for the degree of candidate of technical sciences (1974). Research interests: digital signal processing; design of intellectual systems for technical purposes.

E-mail: is@bntu.by