рый вкладывали и вкладывать в родную землю их предки. На осмысление созданного предками богатства, на его развитие и сохранение, прежде всего, и ориентирует сельская школа своих воспитанников.

Тем не менее, экономические и демографические факторы детерминируют сокращение всех элементов системы образования на селе: учеников, учителей и самих школ. Это опасная тенденция, ведь сельская школа – это не просто образовательное учреждение, а, можно сказать, стержень российского уклада жизни, стратегический резерв государства, трансформатор национальных ценностей в их первородном историко-культурном звучании.

Список литературы

1. Сабекия Р.Б. Экологическая парадигма модернизации образования // Высшее образование в России. – 2006. – № 9. – С. 152-153.

«Проблемы экологического мониторинга», Италия (Рим+Венеция), 20–27 декабря 2015 г.

Физико-математисеские науки

МЕТОД РЕКОНСТРУКЦИИ ОБЛАЧНО-ТОЧЕЧНОЙ КАРТЫ ОКРУЖАЮЩЕЙ СРЕДЫ НА ОСНОВЕ МОНОКУЛЯРНОГО КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ В РЕЖИМЕ РЕАЛЬНОГО ВРЕМЕНИ

Гэн Кэ Кэ, Чулин Н.А.

ФГБОУ ВПО «Московский государственный технический университет им. Н.Э. Баумана», Москва, e-mail: jsgengke@126.com

Реконструция окружающей среды является важной разработкой при решении задачи обхода препятствий, планирования маршрута и навигации и т.д. для роботов, как наземных, так и воздушных. Облачно-точечная карта имеет простую структуру, хотя в ней тольно содержаются информации о координаты угловых точек, но уже достотчно для выражения окружающей среды. В настоящее время роботы получают информацию об окружающей среде с помощью GPS, лазерного радара, компьютерного зрения и других датчиков. Учёные Surmann, Nuchter и их коллеги воспроизвели окружающую среду, используя трёхмерный лазерный радар [1], однако лазерный радар имеет высокую стоимость и большие габариты, поэтому он трудно применим для роботов в процессе решения задачи в режиме реального времени. Компьютерное зрение имеет преимущества – невысокая стоимость, высокая точность и малая зависимость от окружающей среды [2 – 4]. В последние годы компьютерное зрение широко используется для решения задачи навигация и получения информации об окружающей среде.

В данной статьей предлагается метод реконструкции облачно-точечной карды окружающей средой в режиме реального времени на основе монокулярного компьютерного зрения. Метод состоит из этапов: обнаружение угловых точек на изображениях из двух соседних кадрах по алгоритму SUSAN; поиск соответствующих угловых точек по алгоритмам NCC и RANSAC; расчёт фундаментальной и существенной матрицы, матрицы вращения и перемещения камеры, и координаты угловых точек изображений в неподвижной системе координат.

Детектор угловых точек

В настоящее время существуют много алгоритмов обнаружения угловых точек, например алгоритм Harris, алгоритм FAST, алгоритм FASTER, алгоритм Shi-Tomas, алгоритм Moravec, алгоритм SUSAN и другие [5]. При сравнении результатов моделирования, в данной работе выбраем алгоритм SUSAN, предложеный Смитом и Бреди (Smith и Brady, 1997) [6], который является более быстрым и устойчивым в случае аффинных преобразований, размытия и неравномерной яркости фона изображений.

В данной статье выбираем фотографии цветов в качестве объекта эксперимента, его пиксельный размер 377×300, показана на рис. 1.

Результаты моделирования детекта угловых точек с помощью популярных существующих детекторов, показаны в табл. 1.

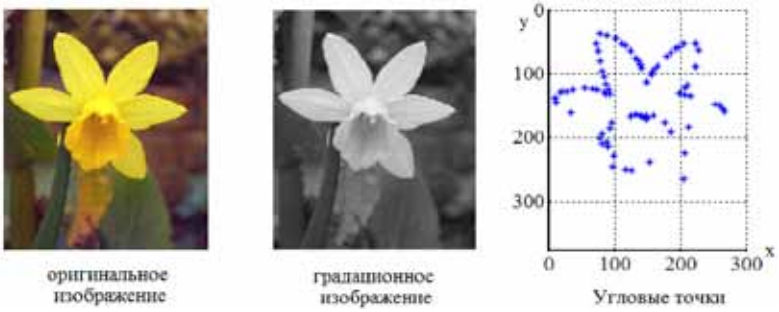

Рис. 1. Изображение для моделирования

Таблица 1

Сравнение результатов моделирования

Детектор	Количество углых точек	Время вычисления(с)
SUSAN	76	0.119656
SHI-TOMAS	83	0.226599
FAST	81	0.419949
MORAVEC	79	0.428520
HARRIS	72	0.620711

Грубое соответствие угловых точек

Считаем I_1, I_2 – яркости первого и второго изображения; $n \times n$ (n – нечетное число) – пиксельный размер окна соответствия; $d_i^1\left(i = 1,2,3\cdots\right)$, $d_j^2\left(j = 1,2,3\cdots\right)$ и $\left(u_i^1, v_i^1\right)$, $\left(u_j^2, v_j^2\right)$ – угловые точки и их пиксельные координаты первого и второго изображения. Используем функцию нормированной взаимной корреляции NCC(Normalized cross correlation)[7] для описания корреляции между угловыми точками двух изображений. Эту функцию можно записать в следующим образом:

$$\begin{cases} C_{ij} = \dfrac{\sum\limits_{m=-w}^{w}\sum\limits_{n=-h}^{h}\left[I_1\left(m+u_i^1, n+v_i^1\right) - \overline{I}_1\left(u_i^1, v_i^1\right)\right] \times \left[I_2\left(m+u_j^2, n+v_j^2\right) - \overline{I}_2\left(u_j^2, v_j^2\right)\right]}{\sqrt{\left\{\sum\limits_{m=-w}^{w}\sum\limits_{n=-h}^{h}\left[I_1\left(m+u_i^1, n+v_i^1\right) - \overline{I}_1\left(u_i^1, v_i^1\right)\right]^2\right\}\left\{\sum\limits_{m=-w}^{w}\sum\limits_{n=-h}^{h}\left[I_2\left(m+u_j^2, n+v_j^2\right) - \overline{I}_2\left(u_j^2, v_j^2\right)\right]^2\right\}}} \\ w = h = \left(n-1\right)/2 \end{cases} \quad (1)$$

С учётом интервал между соседних кардах очень короткий, в целях повышения правильности и скорости соответствия угловых точек, в этой статье сделаны следующие улучшения для алгоритма NCC. На рис. 2 показана схема соответствия угловых точек.

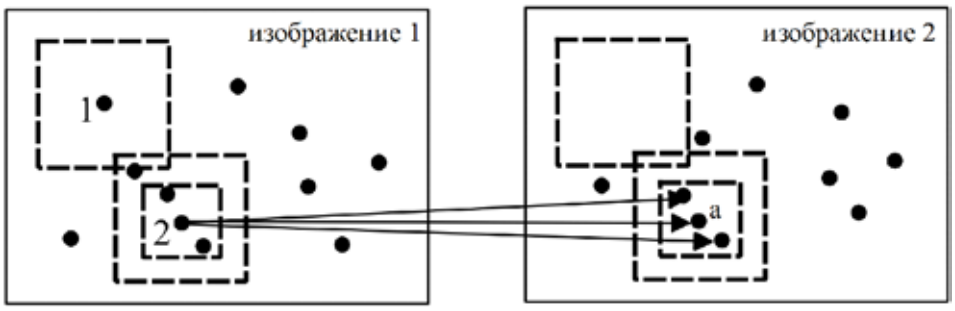

Рис. 2. Схема соответствия характерных точек

1) На первом изображении выбираем окно поиска, имеющее пиксельный размер $9n \times 9n$, вокруг первой угловой точкой. Если в соответствующем окне поиска на втором изображении нет угловых точек (например точка 1 на рис. 2), то перемещаемся окно поиска к следующей угловой точке; если в соответствующем окне поиска есть угловые точки(например точка 2 на рис. 2), то сократить пиксельный размер окна поиска до $n \times n$ и выбираем точку с самой большой корреляции(например точка 2 и точка a на рис. 2) в качестве соответствующей угловой точкой. На конеце получаем множество пар соответствующих угловых точек A.

2) Повторим выше операцию для второго изображения и получаем множество B.

3) Окончательное множество пар угловых точек C является пересечением множеств A и B, т.е. C ($C = A \cap B$).

Работоспособность улучшенного алгоритма проверялась сравнением результатов поиска соответствия угловых точек двух изображений соседних кадрах. Результаты показаны в табл. 2.

Таблица 2

Результаты улучшения алгоритма грубого согласования

NCC	Изображения	Время вычисления	Количество пар
традиционный		0.207047	47
улучшенный		0.065391	53

Сравнение результатов показывает, что время вычисления значительно сокращается и количество пар соответствия угловых точек не уменьшается.

Точное согласование

После грубого соответствия ещё есть возможность существования неправильных пар соответственных угловых точек в матрице C. Поэтому необходимо разработка точного соответствия с помощью алгоритма RANSAC [7]. В алгоритме RANSAC реализована самая общая схема устойчивой оценки с помощью выбора случайных подмножеств данных. Схема алгоритм RANSAC записана на рис. 3.

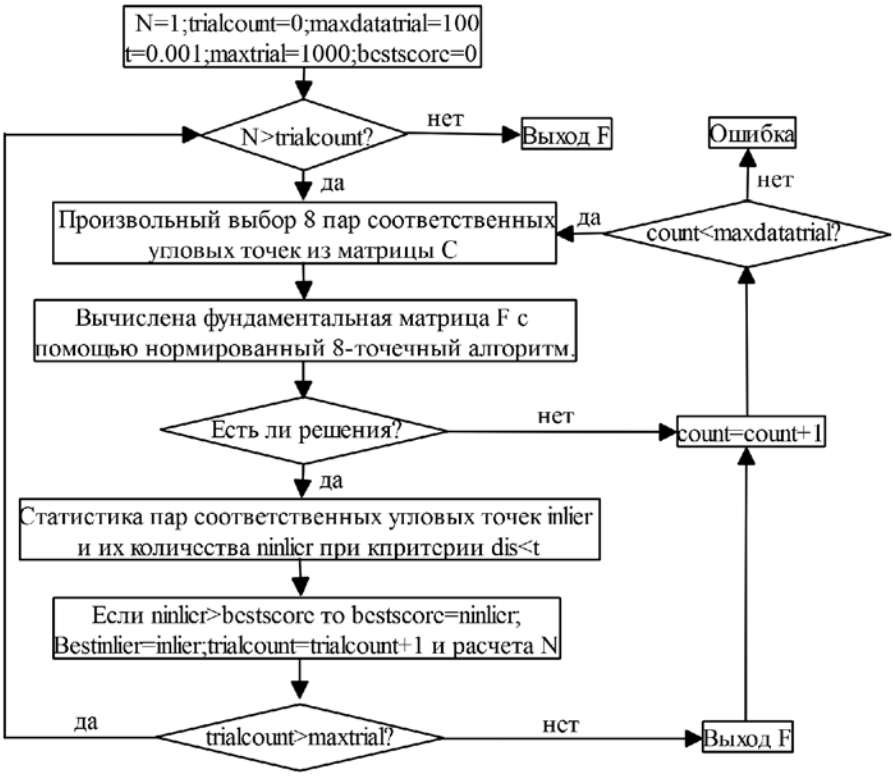

Рис. 3. Схема алгоритм RANSAC для точного соответствия угловых точек

На рисунке inlier – хорошие точки, удовлетворяющие модели; outlier –ложные точки; N – количество набора, определяется следующим уравнением:

$$N = \log(1-p) \Big/ \log\left(1-(1-e)^s\right);$$

e – вероятность выбора без инлаера из общего числа точек; p – вероятность того, что алгоритм RANSAC на некоторой итерации; s=8; trialcount – количество итераций алгорима; maxdatatrial – максимальное количество итераций попытока точки inlier; t – порог расстояние, используемое для определения точки inlier; maxtrial – максимальное количество итераций; bestscore – количество точки inlier предыдущого итерации.

Для повышения устойчивости алгоритма соответствия, сделаны следующие улучшения:

а) Разработка нормализации координаты угловых, так что все точки находится в окружности вокруг центра масса изображения с радиусом $\sqrt{2}$.

Матрица преобразования:

$$T = \begin{bmatrix} \dfrac{\sqrt{2}}{meandist} & 0 & -\dfrac{\sqrt{2}\cdot\bar{x}}{meandist} \\ 0 & \dfrac{\sqrt{2}}{meandist} & \dfrac{\sqrt{2}\cdot\bar{y}}{meandist} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (2)$$

где (x, y) – координат угловых точек; $\bar{x} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} x_i, \bar{y} = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} y_i$ – средние координаты угловых точек; n – количество угловых точек;

$$meandist = \frac{1}{n}\sqrt{\sum_{i=1}^{n}\left[(x_i-\bar{x})^2 + (y_i-\bar{y})^2\right]}.$$

б) Использовано расстояние Sampson в качестве критерии определения точек inlier, которое можно записать в следующем образом:

$$dis_i = \frac{\left(X'^T_i FX_i\right)^2}{(FX_i)_1^2 + (FX_i)_2^2 + \left(F^T X_i'\right)_1^2 + \left(F^T X_i'\right)_2^2} \quad (3)$$

где $i = 1, 2 \cdots n$, $X = [x, y, 1]^T; X' = [x', y', 1]^T$ – нормализованных соответствующих угловых точек первого и второго изображения; $(FX_i)_j$ ($j = 1, 2$) – j-го элемента матрицы FX_i.

Реконструкция окружающей среды

Для получения координаты угловых точек сначало необходимо калибровка внутренней параметров самеры. Использование Камеры Калибровка Набор инструментов для Matlab, написанный Калифорнии политехнического университета доктора Bouquet[8], мы можем получить внутренния параметры камеры :

Фокусное расстояние: fc = [1015.78212 1012.65800] ± ± [7.15609 7.22421]

Центральная точка: cc = [320.03704 240.40334] ± ± [3.41690 4.77241]

Искажение: kc = [0.09333 -0.05262 -0.01156 - -0.00424 0.00000] ±[0.02113 0.11162 0.00246 0.00249 0.00000]

Матрица искажения $kc = [k_1, k_2, k_3, k_4]$, где k_1, k_2 – параметры радиальных искажениях, k_3, k_4 – параметры касательных искажениях.

По результату эксперимента калибровки получаем матрицу внутреней параметров камеры:

$$K = \begin{bmatrix} 1015.78212 & 0 & 320.03704 \\ 0 & 1012.65800 & 240.40334 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

Существенная матрица можно записать в следующем образом: $E = K'^T FK$.

В данной статье мы пользуем монокулярное компьютерное зрение, поэтому $K' = K$.

По статьей [9] узнаем, что матрицы вращения и перемещения камеры могут быть получины из уравнений:

$$[R|l] = \begin{cases} \left[UWV^T \middle| U(:, end)\right] \\ \left[UWV^T \middle| -U(:, end)\right] \\ \left[UW^TV^T \middle| U(:, end)\right] \\ \left[UW^TV^T \middle| -U(:, end)\right] \end{cases};$$

$$W = \begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix};$$

$$[U \quad D \quad V] = SVD(E), \quad (5)$$

где R– матрица вращения; l – матрица перемещения изображений; $L = \rho l$ – матрица перемещениякамеры; ρ – коэффициент пропорции.

Выше уравнения имеют 4 решения, из которых необходимо выбрано единственное правильное решение при критерии: все угловых точки должны находиться перед камерами, т.е., проекция координаты угловых точек на оси z должно быть больше нуля).

Формула проекции матрицы можно записать следующем образом:

$$m^1 = K_{3\times3}\left[1_{3\times3} \middle| 0_{3\times1}\right]_{3\times4}, m^2 = K_{3\times3}\left[R_{3\times3} \middle| L_{3\times1}\right]_{3\times4} \quad (6)$$

Преобразование координат угловых точек:

$$z_{ci} \cdot \begin{bmatrix} u_i \\ v_i \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} m_{11}^i & m_{12}^i & m_{13}^i & m_{14}^i \\ m_{21}^i & m_{22}^i & m_{23}^i & m_{24}^i \\ m_{31}^i & m_{32}^i & m_{33}^i & m_{34}^i \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix}, i = 1, 2, \quad (7)$$

где z_{ci} – проекция координат угловых точек на оси z камерной системы координаты; $[u_i, v_i, 1]^T$ – однородные пикмельные координат угловых точек; $[X, Y, Z, 1]^T$ – однородные координаты угловых точек в неподвижной системе координат.

Четыре линейных уравнений может быть получена:

$$\begin{cases} (u_1 m_{31}^1 - m_{11}^1)\cdot X + (u_1 m_{32}^1 - m_{12}^1)\cdot Y + (u_1 m_{33}^1 - m_{13}^1)\cdot Z = m_{14}^1 - u_1 m_{34}^1 \\ (v_1 m_{31}^1 - m_{21}^1)\cdot X + (v_1 m_{32}^1 - m_{22}^1)\cdot Y + (v_1 m_{33}^1 - m_{23}^1)\cdot Z = m_{24}^1 - v_1 m_{34}^1 \\ (u_2 m_{31}^2 - m_{11}^2)\cdot X + (u_2 m_{32}^2 - m_{12}^2)\cdot Y + (u_2 m_{33}^2 - m_{13}^2)\cdot Z = m_{14}^2 - u_2 m_{34}^2 \\ (v_2 m_{31}^2 - m_{21}^2)\cdot X + (v_2 m_{32}^2 - m_{22}^2)\cdot Y + (v_2 m_{33}^2 - m_{23}^2)\cdot Z = m_{24}^2 - v_2 m_{34}^2 \end{cases} \quad (8)$$

Они переопределённые уравнения, но метод наименьших квадратов может быть использован для решения уравнений. Таким образом, трехмерные координаты угловых точек (*X, Y, Z*) могут быть получены.

Результаты эксперимента

Чтобы проверить правильность алгоритма реконструкции трехмерной координаты, эксперимент был в помещении. Предмет этого эксперимента был коридор (рис. 4).

а

б

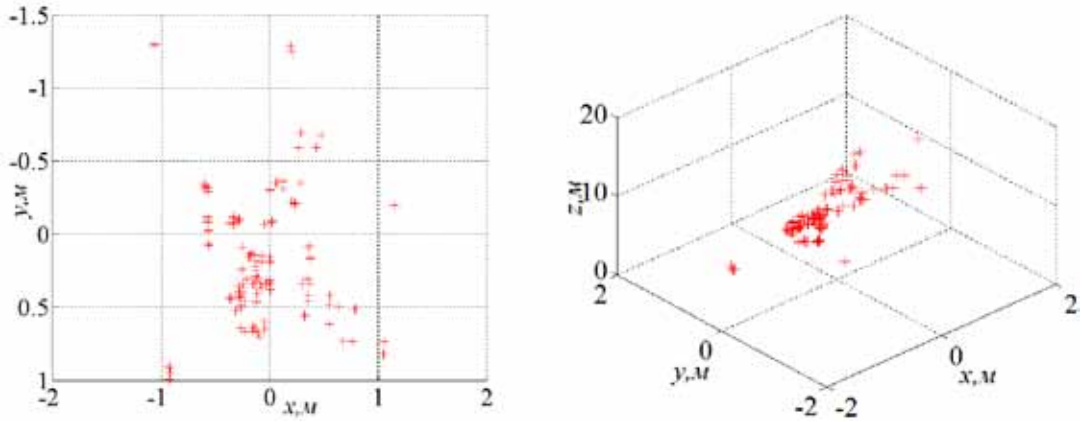

Рис. 4. Реконструкция координаты угловых точек:
а – детект и соответствие угловых точек; б – двухмерные и трехмерные координаты угловых точек

На рис. 4, по сравнениему положения характерных точек на изображения и их двухмерных и трехмерных координат, узнаем что координаты характерных точек приблизительно отражают их положения в неподвижной системе координат, то можно доказать правильность метода. Время реакции равно $0.138629s$, что доказывает быстродействие метода.

Выводы

В данной работе предлагается метод реконструкции облачно-точечной карды окружающей средой в режиме реального времени на основе монокулярного компьютерного зрения. По сравнениему результатов моделирования детекта угловых точек выбираем детектор SUSAN, имеющий быстрее скорость вычисления и высше устойчивость. Разработка улучшения грубого и точного алгоритма соответствия, позволяющая повышить скорость вычисления. Результаты эксперимента доказывают правильность и в режиме реального времени предложенного метода.

Список литературы

1. Surmann H.,Nuchter A., Hertzberg J., An autonomous mobile robot with a 3D laser range finder for 3D exploration and digitalization of indoor environments[J] // International Journal of Robotics and Autonomous Systems. –2003. – № 45. – P. 181 –198.

2. Lu H., Zhang F., Wu J. A new real time environment perception method based on visual image for micro UAS flight control[C]//Guidance, Navigation and Control Conference (CGNCC), 2014 IEEE Chinese. IEEE, 2014: 2515-2519.

3. Sa I., Hrabar S., Corke P. Outdoor flight testing of a pole inspection uav incorporating high-speed vision [C] // Field and Service Robotics. Springer International Publishing, 2015: 107-121.

4. Zarco-Tejada P.J., Diaz-Varela R., Angileri V., et al. Tree height quantification using very high resolution imagery acquired from an unmanned aerial vehicle (UAV) and automatic 3D photo-reconstruction methods[J]. European Journal of Agronomy, 2014, 55: 89-99.

5. Krig S. Computer Vision Metrics: Survey, Taxonomy, and Analysis [M]. Apress, 2014.

6. Smith S.M., Brady J.M. SUSAN – a new approach to low level image processing[J]. International journal of computer vision, 1997, 23(1): 45-78.

7. Tinne Tuytelaars, Krystian Mikolajczyk. Local Invariant Feature Detector

8. Camera Calibration Toolbox for Matlab. Режим доступа: http://www.vision.caltech.edu/bouguetj/calib_doc//(дата обращения: 19.10.2014).

9. Fisher R B. The RANSAC (random sample consensus) algorithm[J]. ac. uk/rbf/CVonline/LOCAL_COPIES/FISHER/RANSAC/index. html,[Access 23-May-2006], 2002.

«Современное образование. Проблемы и решения», Таиланд (Бангкок, Паттайа), 20–30 декабря 2015 г.

Технические науки

ЗАДАЧА ОПРЕДЕЛЕНИЯ ПАРАМЕТРОВ ГЕОМЕТРИИ МАСС ТЕЛА НА ОСНОВЕ ИЗМЕРЯЕМЫХ ХАРАКТЕРИСТИК ЕГО ДВИЖЕНИЯ

Слепова С.В., Щипицын А.Г., Шахина М.А.

ФГБОУ ВПО «Южно-Уральский государственный университет» (национальный исследовательский университет), Челябинск, e-mail: svs1906@mail.ru

Совершенствование учебного процесса в вузах предполагает использование в нём результатов эффективных научных исследований.

В учебные планы технических направлений механического и электромеханического профилей входит дисциплина «Теоретическая механика». Раздел «Динамика» этой дисциплины включает в себя изучение теории и практики решения первой (прямой) и второй (обратной) задач для материальной точки (МТ) и твёрдого тела (ТТ), которое далее в тексте будем называть телом.

С целью введения используемых в дальнейшем тексте данной работы аббревиатур напомним краткие постановки этих задач. Первая задача: по заданным кинематическим характеристикам (КХ) и массогеометрическим характеристикам (МГХ) твёрдого тела определить действующие на него моментно-силовые характеристики (МСХ). Вторая задача: по заданным МСХ, действующим на ТТ, и по заданным его МГХ определить КХ этого тела. Заметим, что МГХ ТТ – это в общем случае десять величин: масса, три осевых момента инерции, три центробежных момента инерции и три координаты его центра масс (ЦМ) в связанной с этим ТТ системе координат (СК). Для МТ первая и вторая задачи динамики ставятся аналогично задачам для ТТ с заменой МСХ силами, действующими на эту МТ и с заменой МГХ – массой этой МТ.

Итак, для выполнения математических описаний задач динамики используются три вида характеристик: МСХ, КХ, МГХ. А почему в явном виде изучаются только две задачи динамики? Почему не ставится в явном виде третья задача динамики для ТТ: по заданным МСХ, действующим на ТТ и его КХ определить его МГХ? Или аналогично для МТ: по заданным силам и КХ МТ определить её массу?

Мотивом о целесообразности постановки и изучения методов решения третьей задачи динамики ТТ и МТ является наличие достаточного количества публикаций по результатам теоретически и практически ценных научных работ (это, в частности, публикации [1–21]), в которых решаются задачи определения МГХ ТТ. Конечная цель подобных научных работ заключается в повышении качества управления движением объектов различного назначения путём оценивания или изменения их МГХ. Следует заметить, что для решения задач, рассматриваемых в указанных работах, необходима нетривиальная обработка измерительной и априорной информации, что предъявляет дополнительные