

$$4' = \{ 41^{+1}-50^{+1}, 51^{+1}-60^{+1}, 61^{+1}-70^{+1}, 71^{-1}-80^{-1} \},$$

$$4'' = \{ 51^{+1}-60^{+1}, 61^{+1}-70^{+1}, 71^{-1}-80^{-1} \},$$

$$4''' = \{ 61^{+1}-70^{+1}, 71^{-1}-80^{-1} \}.$$

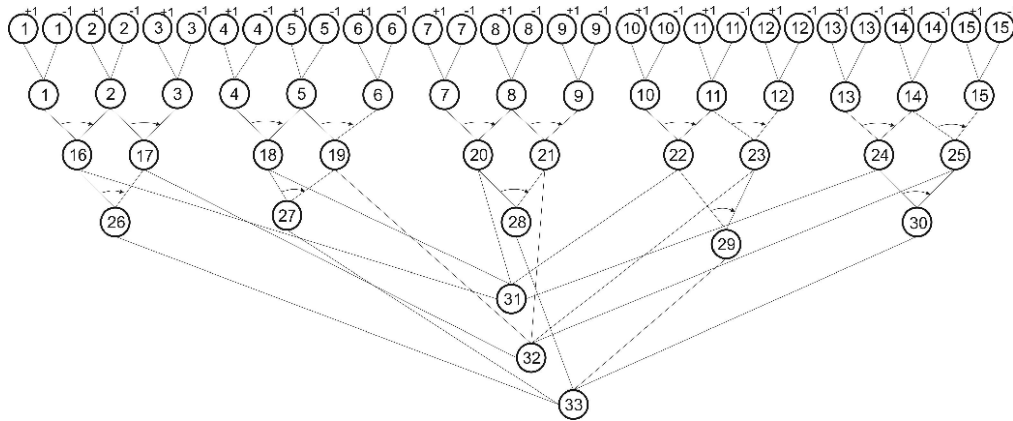


Рис. 1. Фрагмент гранулярної структури

Комп'ютерні експерименти полягали в наступному. Робот рухався зі сталою швидкістю і напрямом, які відповідають динамічним характеристикам прототипу № 4 і фіксувалися нечіткі характеристики гранул структури рис. 1. Далі використовуються різні варіації напрямку руху. Таким

чином, отримано сімейство залежностей нечітких характеристик від часу руху, що наведені на рис. 2.

З рисунків видно, що фактична ситуація, яка відповідає прототипу, добре локалізується у часі і просторі множини прототипів.

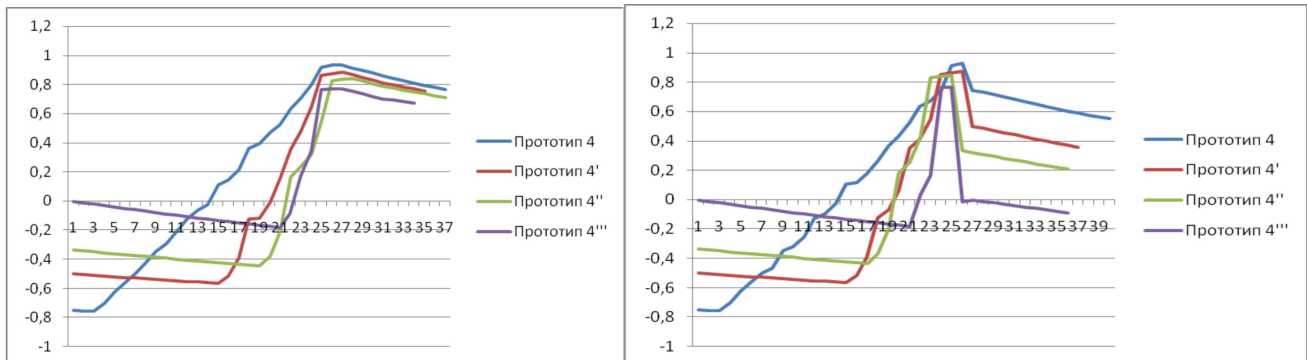


Рис. 2. Значення параметру впевненості нечіткої характеристики гранули № 33

Каргин А.А.

*(Український державний університет
железнодорожного транспорту, г. Харків),*

*Петренко Т.Г. (Донецький національний
університет, г. Вінниця)*

ПОДХОД К СОЗДАНИЮ УМНЫХ МАШИН, ОСНОВАННЫЙ НА МОДЕЛИ ГРАНУЛЯРНЫХ ВЫЧИСЛЕНИЙ

Одно из наиболее интенсивно развивающихся направлений, находящееся на стыке теории управления и искусственного интеллекта, нацелено на

создание умных машин [1]: начиная от умного дома и заканчивая умными автомобилями, пылесосами, уборщиками мусора, газонокосилками и другими бытовыми и машинами специального назначения. Ведущие фирмы мира вкладывают большие средства в проекты по созданию умных машин.

В ранних проектах интеллектуальных машин функции, которые выполняет искусственный интеллект, в основном, реализованы на моделях вычислительного интеллекта (нейро- и нечёткие регуляторы, простые и адаптивные), а также логики (производственные системы, псевдофизические логики) и ситуационного управления (системы обычных и

нечётких решающих правил). В современных проектах по созданию умных машин на искусственный интеллект возлагаются задачи другого порядка интеллектуальности, решение которых требует обобщённых и абстрагированных знаний [2]. На сегодняшний день главной задачей теории и практики является создание интеллектуальных систем, которые в реальном времени выполняют обобщение и абстрагирование сенсорных данных и на основе полученных знаний, в абстрактном виде описывающих текущую ситуацию, принимают управляющее решение.

Представление ситуации на разных уровнях обобщения и абстрагирования в задачах ситуационного управления имеет ряд преимуществ [3]. Во-первых, обобщение и абстрагирование данных существенно *сокращают размерность* базы ситуационных правил. Во-вторых, без механизмов обобщения и абстрагирования невозможно реализовать управление *в условиях неполной информации*.

Выше указанные проблемы частично решаются

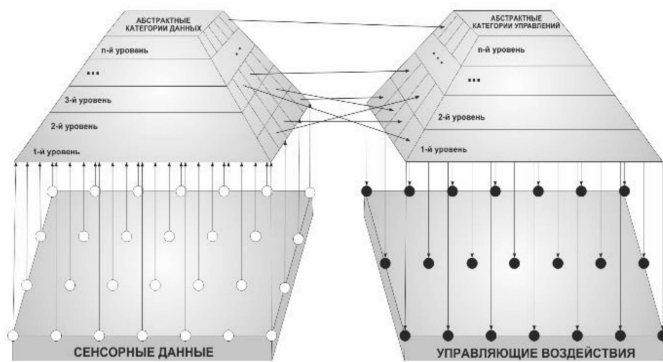


Рис. 1. Концептуальная схема

Находясь непосредственно на перекрёстке, УМ сначала сканирует проезжую часть слева от себя, затем прямо перед собой и потом справа. Это есть первичные *сенсорные данные* в виде кодов расстояния до препятствия, показанные на рис. 1. Принять решение о продолжении движения непосредственно на основании только этих данных не во всех ситуациях возможно. Затруднения вызваны необходимостью анализа большого числа шаблонов ситуаций, которые соответствуют конкретному набору сенсорных данных. Кроме этого, ситуация на перекрёстке динамическая и для принятия решения требуется дополнительная информация (повторное сканирование какого-либо направления). Это показывает, что принятие управления связано с решением проблемы

при обобщении, предоставляемом моделями нечётких множеств второго типа [4], полностью лишены этих недостатков модели, в которых сенсорная информация вначале обрабатывается с целью получения структурированного описания ситуации в виде абстрактных категорий данных, затем находятся сопоставимые абстрактные управляющие решения и, в заключение, выполняется конкретизация управляющего воздействия.

Такая схема обработки информации была предложена в ранних работах В. Кленси [5], Б. Чандрасекарна [6] и обобщена в книге П. Джексона [7]. На рис. 1 показана концептуальная схема, на которой предлагается построить модели обработки сенсорной информации в умных машинах.

Проиллюстрируем приведенную схему следующим примером. Умная машина (УМ) находится на перекрёстке, который она должна проехать по своему маршруту. Она оснащена ультразвуковым (УЗ) датчиком расстояния до препятствия, который установлен на поворотной платформе.

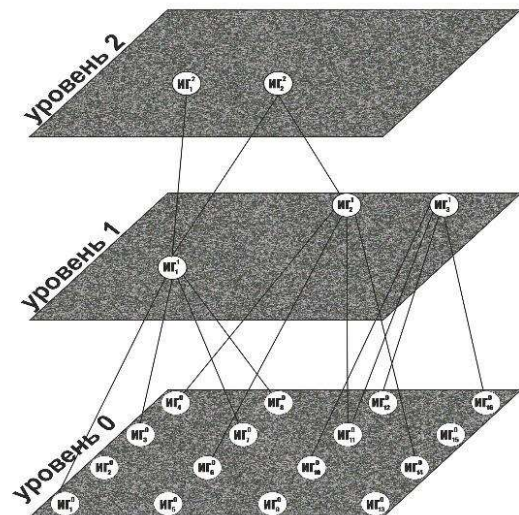


Рис. 2. Пример многоуровневой обработки сенсорной информации гранулярной структуры

размерности задачи и неполноты информации.

Человек решает указанные проблемы путём абстрагирования от сенсорных данных. Так, для рассматриваемого примера, он получает описание ситуации на абстрактном уровне в виде «слева на большом расстоянии медленно приближается объект, прямо отсутствуют какие-либо объекты, а справа совсем недалеко находится объект, который покоится», а, затем, классифицирует эту ситуацию как не очень опасную для пересечения перекрёстка.

Таким образом, вышеприведенное описание ситуации в виде «слева на большом расстоянии медленно приближается объект», «не очень опасная» и тому подобное это и есть *абстрактные категории данных* на рис. 1.

Второй этап обработки сенсорной информации – сопоставление абстрактной категории данных с абстрактной категорией управляющих решений – в литературе известен как эвристическое сопоставление [7]. Человеку свойственен такой подход к решению проблем: размерность задачи существенно меньше по сравнению с задачей сопоставления конкретных сенсорных данных и конкретного управляющего воздействия. Для нашего примера это рассуждения типа «не очень опасная ситуация на перекрёстке – с высокой уверенностью перекрёсток можно пересекать» или «опасная ситуация на перекрёстке – проезжать перекрёсток нельзя». Таким образом, на этапе эвристического сопоставления каждому классу абстрактной категории данных ставится в соответствие класс абстрактной категории управлений (рис. 1). В примере это такие классы: «перекрёсток можно пересекать» или «проезжать перекрёсток нельзя». Связь между классом абстрактной категории данных и классом абстрактной категории управления характеризуется степенью уверенности.

И, наконец, на третьем этапе обработки сенсорной информации, на рис. 1 он обозначен стрелкой, связывающий пирамиду «абстрактные категории управлений» и параллелепипед «управляющие воздействия», осуществляется отбор конкретного управляющего воздействия из множества, представляющих класс. Эта задача решается исходя из локальной ситуации, в которой находится УМ и плана достижения цели.

Конкретизация и наполнение концептуальной модели требует ответа на вопрос, что представляют собой *элементы*, образующие многоуровневую структуру абстрактных категорий? По своей сущности – это *информационные гранулы* (ИГ) – способ представления в виде знаний сенсорных данных путём абстрагирования и обобщения. Такие исследования развиваются в работах, объединяемых научным направлением «гранулярные вычисления». Понятие ИГ введено в работах Л. Заде [8] и в последствии широко и глубоко обсуждалось в серии работ и, в основном, они обобщены в трудах Y. Yao, A. Skowron, A. Jankowski, A. Dutta, V. Kreinovich, W. Pedrycz [9 - 11].

Информационная гранула в приложениях искусственного интеллекта есть порция знаний: на разных уровнях структуры находятся гранулы, представляющие знания разного уровня абстрагирования и обобщения. Констатируется, что гранулы разных уровней связаны между собой. Однако, механизм связей рассматривается в общем виде, не формализован и скорее полезен с философской точки зрения, чем с практической. Поэтому, на главный вопрос – как связаны гранулы разных уровней – в литературе нет однозначного ответа.

В докладе приводятся новые концептуальная и формальная модели гранулярных вычислений, ориентированные на решение задач интеллектуального управления в реальном времени на основе сенсорных данных. Знания, требуемые для интеллектуального управления, организованы в виде многоуровневой структуры абстрактных категорий ситуаций, показанной на рис. 1 и рис. 2.

Информационная гранула представляет порцию знаний в виде абстрактной категории, описывающей ситуацию. Система знаний о возможных ситуациях, в том числе и динамических, представлена многоуровневой гранулярной структурой. На разных уровнях структуры находятся ИГ, представляющие знания разного уровня абстрагирования и обобщения. Информационные гранулы более высоких уровней представляют знания более высокого уровня абстрагирования.

В гранулярной структуре ИГ верхнего уровня имеют связи с некоторым множеством ИГ нижнего уровня, как показано на рис. 2. Посредством этих связей даётся определение ИГ верхнего уровня и поддерживаются гранулярные вычисления.

Гранулярный компьютеринг – вычислительная процедура, разворачивающаяся снизу-вверх: от сенсорных данных к верхним уровням гранулярной структуры. В результате это даёт представление ситуации на разных уровнях абстрагирования. Гранулярный компьютеринг – однородная вычислительная процедура для всех уровней абстрагирования. Обработка информации представляет последовательное применение процедуры нахождения характеристик гранул i -го уровня по данным, полученным для гранул $i-1$, $i-2$ -го и так далее уровней. Найденные характеристики гранул на нижних уровнях рассматриваются в качестве данных для интерпретации на верхних уровнях.

Использование моделей гранулярного компьютеринга в умных машинах невозможно без учёта особенностей, накладываемых динамической предметной областью. Основные категории динамических сцен (форма представления сложной ситуации) формируются из данных, описывающих динамические свойства, такие как состояния наблюдаемых объектов (покоится или движется), траектории перемещения движущихся объектов, динамические характеристики (скорость, ускорение) на определённых участках траектории. Эти характеристики существенны при эвристическом сопоставлении абстрактных категорий ситуаций и управлений.

В докладе предлагается модель гранулярных вычислений в реальном времени, использующих сенсорные данные, принимающая во внимание динамические свойства ситуации.

Хорошо зарекомендовали себя в динамических

предметных областях такие модели, как сети Петри, нейронные сети, производственные системы, системы ситуационного управления и модели, основанные на правилах, использующие лингвистические переменные, например, модели Мамдани. Перечисленные модели позволяют решать широкий круг задач управления в реальном времени, в том числе и те, где требуется представление знаний о динамических свойствах ситуации. Основная проблема, которая остается за пределами их возможностей, это представление знаний на разных уровнях обобщения и абстрагирования, что свойственно для человека. В лучшем случае обобщение представлено одним или двумя уровнями в виде термов лингвистических переменных [1,4].

Рассматриваемая в докладе модель обладает гибкостью и позволяет автоматически получать

описание ситуации, исходя из сенсорных данных, на разных уровнях абстрагирования, что существенно расширяет возможности ситуационного (интеллектуального) управления.

Гранулярные вычисления базируются на модели ИГ. Последняя, как и любая модель, основанная на знаниях, требует раскрытия двух компонент: представление знаний и обработка знаний.

За основу модели представления взята модель прототипа из когнитивной психологии [12]. Знания в обобщенном виде и абстрагированные от конкретных сенсорных данных – есть порция знаний о ситуации, которые представляет гранула. Эти знания представлены в виде прототипа фрагмента ситуации, то есть наиболее представительными существенными чертами. В общем виде прототип, как порция знаний, определяющая гранулу, представлен

$$\langle (\Gamma^{mun} \{ \mathcal{X}_{i_1 i_2 \dots i_{k_1}}^l \} = \{ \mathcal{X}_{i_1}^{j_1}, \mathcal{X}_{i_2}^{j_2}, \dots, \mathcal{X}_{i_{k_1}}^{j_{k_1}} \}), ((\hat{\alpha}_{\mathcal{X}_{i_r}^{j_r}}, \hat{\beta}_{\mathcal{X}_{i_r}^{j_r}}), \forall r = 1, \dots, k_1) \rangle \quad (1)$$

В (1) первое выражение в круглых скобках это формальная запись отображения, тип которого указан в качестве верхнего индекса, например, Γ^{mun} . Отображение описывает связи между гранулой $\mathcal{X}_{i_1 i_2 \dots i_{k_1}}^l$

l -го уровня и гранулами $\mathcal{X}_{i_1}^{j_1}, \mathcal{X}_{i_2}^{j_2}, \dots, \mathcal{X}_{i_{k_1}}^{j_{k_1}}$ нижних уровней $j_1, j_2, \dots, j_{k_1} < l$. Тип отображения определяет формальный механизм обобщения и категоризации (абстрагирования), что характерно для моделей гранулярных вычислений. Предложены следующие типы отображения: «ЭЛЕМЕНТАРНОЕ СОБЫТИЕ», «СЛОЖНОЕ СОБЫТИЕ», «КАСКАДНОЕ СОБЫТИЕ», «ВСЕ», «ХОТЯ БЫ ОДИН», «ВЗВЕШЕННАЯ СУММА» и «АЛГЕБРАИЧЕСКАЯ СУММА». Второе выражение в круглых скобках –

знания о прототипе (важность порций знаний, которые представляют ИГ $\mathcal{X}_{i_1}^{j_1}, \mathcal{X}_{i_2}^{j_2}, \dots, \mathcal{X}_{i_{k_1}}^{j_{k_1}}$ нижних уровней в определении прототипа гранулы l -го уровня). Формально такие знания представлены параметрами нечёткой характеристики прототипа (НХП): $\hat{\alpha}_i$ – степень важности упомянутой порции знаний; τ_i – динамическая характеристика фрагмента прототипа, связанного с этой порцией знаний (интервал запаздывания). Ниже приведен прототип, описывающий порцию знаний «слева на большом расстоянии медленно приближается объект», представленный информационной гранулой с номером 41.

$$\begin{aligned} &\langle (\Gamma^{MIN} \{41\} = \{31,32\}), ((+1), (+1)); (\Gamma^{MIN} \{31\} = \{11,0left\}), ((+1), (+1)); \\ &(\Gamma^{MIN} \{32\} = \{21,0left\}), ((+1), (+1)); (\Gamma^{MAX} \{11\} = \{01,02,03,04\}), ((+1), (+1), (+1), (+1)); \\ &(\Gamma^{MAX} \{21\} = \{14,15,16\}), ((+1), (+1), (+1)); (\Gamma^{EV} \{14\} = \{01,02\}), ((+1,15), (+1,0)); \\ &(\Gamma^{EV} \{15\} = \{02,03\}), ((+1,15), (+1,0)); (\Gamma^{EV} \{16\} = \{03,04\}), ((+1,15), (+1,0)) \rangle . \end{aligned} \quad (2)$$

В описании прототипа первая цифра в обозначении гранул указывает на уровень абстрагирования (уровень гранулярной структуры). ИГ с номерами 00-09 – это гранулы нулевого уровня, нечёткая характеристика которых формируется непосредственно по данным измерений. Гранулы первого уровня 11-13 представляют знания о местонахождении объекта (далеко, недалеко и близко, соответственно), гранулы 14-121 – знания о том, что объект приближается на медленной скорости (среднее значение задержки – 13

тактов дискретизации времени). Знания гранул второго уровня 21-23 обобщают движение (приближается где-то в области сканирования), а знания гранул третьего уровня 31 и 32 дополняют направлением сканирования (слева).

Полные знания о предметной области (проезд нерегулируемого перекрёстка) представлены гранулярной структурой в виде набора связанных между собой фрагментов типа (2).

Универсальная процедура гранулярных

вычислений на каждом такте времени обрабатывает сенсорную информацию в соответствии со знаниями, представленными гранулярной структурой. Результатом гранулярных вычислений является описание ситуации на перекрёстке в виде абстракций высокого уровня. Одним из вариантов такого описания является рассмотренный выше прототип с указанием нечёткой уверенности в том, что фактическая ситуация соответствует этому прототипу.

Модель проверена на нескольких приложениях, в частности умный уборщик мусора, фрагменты умного дома и умной машины на перекрёстке.

Литература

1. Каргин А. А. Введение в интеллектуальные машины. Книга 1. Интеллектуальные регуляторы [Текст] / А. А. Каргин. – Донецк: Норд-Пресс, ДонНУ, 2010. – 526 с.
2. Liu D. Design and control of intelligent robotic systems [Текст] / Dikai Liu, Lingfeng Wang, Kay Chen Tan et al. – 1st edition. – Berlin, [etc.]: Springer, 2009. – 480 p. – (Studies in Computational Intelligence).
3. Каргин А. А. Модель сенсорної пам'яті інтелектуальної машини з механізмами узагальнення та абстрагування [Текст] / Каргин А. А., Тимчук О.С., Ісаєнков К.О., Галіч Г.Б. // Системи озброєння та військова техніка. ХУПС ім. І. Кожедуба МОУ, Харків, №3(43), 2015, С.85-88.
4. Petrenko T. Adaptive Behavior Control Model of Non Player Character [Текст] / Т. Petrenko, О. Tymchuk // Proceedings of the 15th International Conference on Computer Modelling and Simulation (UKSim-AMSS), Cambridge, United Kingdom. – 10-12 Apr. 2013. – P. 39-44.
5. Clancey W.J. Heuristic classification / W.J. Clancey // Artificial Intelligence – 1985 – №27 – pp.289-350.
6. Chandrasekaran B. Generic tasks in knowledge-based reasoning: high-level building blocks for expert systems design / B. Chandrasekaran // IEEE Expert – 1986 – №1(3) – pp.23-30.
7. Джексон П. Введение в экспертные системы / П. Джексон. - М.: Издательский дом «Вильямс», 2001.
8. Zadeh L.A. Fuzzy sets and information granularity / L. Zadeh // Advances in Fuzzy Set Theory and Applications – Amsterdam: North-Holland, 1979 – pp.3-18.
9. Yao Y.Y. A unified framework of granular computing / W. Pedrycz, A. Skowron, V. Kreinovich (eds) // Handbook of granular computing – Wiley, Hoboken, 2008 – pp. 401-410.
10. Skowron A, Jankowski A, Dutta S. (2015) Toward problem solving support based on big data and domain knowledge: Interactive granular computing and adaptive judgement / Japkowicz N, Stefanowski J (eds) // Big Data Analysis. Studies in Big Data – Springer, Heidelberg, 2015.
11. Skowron A. Interactive granular computing / A. Skowron, A. Jankowski, S. Dutta // Granular Computing – 2016 – Vol. 1, Issue 2 – pp 95-113.
12. Солсо Р. Когнитивная психология [Текст] / Р. Солсо. – Изд. 6-е. – СПб.: Питер, 2002. – 589 с.

*Хісматулін В.Ш., Пушкарьов О.С.,
Сагайдачний В.Г. (УкрДУЗТ)*

УДК 681.5.08:629.4.016.5

АНАЛІЗ ПОТЕНЦІЙНОЇ ТОЧНОСТІ ОЦІНЮВАННЯ КООРДИНАТНОЇ ІНФОРМАЦІЇ ЗА ДОПОМОГОЮ ТОЧКОВИХ КОЛІЙНИХ ДАТЧИКІВ

В існуючих системах керування рухом поїздів застосовуються датчики інформації про його швидкість. Як відомо, при наявності тільки вимірів швидкості руху повна спостережність координат стану об'єкту відсутня, й тому помилка оцінювання дальності (відстані до деякої визначеної точки) з часом необмежено зростає. Тому доцільно розглянути потенційні можливості алгоритмів оцінювання координатної інформації з використанням точкових колійних датчиків.

Як відомо, потенційні можливості алгоритму оцінювання стану об'єкту визначаються ступенем адекватності моделі його руху, що обрана для побудови алгоритму, реальним умовам. З урахуванням цього пропонується використовувати оптимальний лінійний алгоритм (алгоритм Калмана), побудований на підставі стохастичної марківської моделі руху транспортного засобу у просторі станів [1,2]. Ця модель базується на статистичному опису процесів прискорення-гальмування рухомої одиниці та рівнянь кінематики, що пов'язують координату (дальність, відстань до визначеної точки), її першу та другу похідні (швидкість, прискорення). Вихідними параметрами моделі є середньоквадратичне значення та постійна часу кореляції другої похідної дальності.

Завдяки врахуванню у запропонованому алгоритмі кореляційних та кінематичних зв'язків між дальністю, швидкістю та прискоренням, виникає можливість суттєво збільшити інтервал часу, на якому можна проводити екстраполяцію дальності голови рухомої одиниці відносно фіксованої опорної точки (наприклад, позиції датчика швидкості) з необхідною точністю. Це дає можливість, користуючись обмеженою кількістю датчиків швидкості, розташованих впродовж колії, підвищити достовірність інформації про дальність голови поїзду до визначеної точки (переїзду, межі станції та ін.).

Результати дослідження середньоквадратичних похибок оцінювання прискорення, швидкості та відстані алгоритму Калмана наведено на рисунку.