

МЕХАТРОНИКА

УДК 629.331; 621.01; 681.3.07

СПРИЙНЯТТЯ НАВКОЛИШНЬОГО СЕРЕДОВИЩА ІНТЕЛЕКТУАЛІЗОВАНИМИ ЗАСОБАМИ ЕКСПЛУАТАЦІЇ АВТОМОБІЛЬНОГО ТРАНСПОРТУ

В.В. Федченко, аспірант, ХНАДУ

Анотація. Розглянуто методи, що дозволяють інтелектуалізованим засобам експлуатації автомобільного транспорту сприймати навколошнє середовище. Класифіковано завдання процесу сприйняття, описано ймовірнісні моделі, а також деталізовано основні етапи відображення результатів сенсорних вимірювань на внутрішні структури представлення навколошнього середовища.

Ключові слова: автомобільний транспорт, експлуатація, сприйняття.

ВОСПРИЯТИЕ ОКРУЖАЮЩЕЙ СРЕДЫ ИНТЕЛЛЕКТУАЛИЗИРОВАННЫМИ СРЕДСТВАМИ ЭКСПЛУАТАЦИИ АВТОМОБИЛЬНОГО ТРАНСПОРТА

В.В. Федченко, аспирант, ХНАДУ

Аннотация. Рассмотрены методы, позволяющие интеллектуализированным средствам эксплуатации автомобильного транспорта воспринимать окружающую среду. Классифицированы задачи процесса восприятия, описаны вероятностные модели, а также детализированы основные этапы отображения результатов сенсорных измерений на внутренние структуры представления окружающей среды.

Ключевые слова: автомобильный транспорт, эксплуатация, восприятие.

PERCEPTION OF ENVIRONMENT BY INTELLECTUALIZED MEANS OF MOTOR TRANSPORT OPERATION

V. Fedchenko, post-graduate, KhNAU

Abstract. The methods allowing intellectualized means of operation of motor transport to perceive the environment are considered. The problems of perception process are classified, the probability models are described, as well as the basic stages of results display of sensor measurements on internal structures of environment representation are classified.

Key words: motor transport, operation, perception.

Вступ

Сучасний автомобіль – це сплав новітніх технологій в агрегатобудуванні та електроніці, в якому одну з найважливіших ролей відіграє електронна частина [1].

Електроніка особливо глибоко проникає в системи керування [2]. Замінюючи ті, що існували в ранніх автомобілях механічні і гід-

равлічні частини, додаючи нові вузли керування, діагностики і контролю, вона робить сьогоднішні автомобілі більш інтелектуальними, надійними, безпечними і комфорутними.

Нині є актуальним питання створення автомобіля, здатного функціонувати у реальному світі без участі людини-водія.

У цій статті розглядається одне із завдань, які стоять перед проектувальниками автомобілів зі штучним інтелектом: завдання сприйняття електронікою навколошнього світу – робототехнічне сприйняття.

Аналіз публікацій

Проблематиці робототехнічного сприйняття навколошнього середовища присвячено багато робіт. Важливі ідеї, що стосуються оцінки стану динамічних систем, було висловлено ще математиком Карлом Фрідріхом Гаусом у роботі [3], який сформулював детермінований алгоритм найменших квадратів. Російський математик Марков Андрій Андrijович [4] виклав у своїх працях, присвячених аналізу стохастичних процесів, підхід, що дістав надалі назву марківського припущення. Важливий внесок стосовно фільтрації зроблений під час Другої світової війни Вінером Норбертом для безперервних тимчасових процесів і Колмогоровим Андрієм Миколайовичем – для дискретних тимчасових процесів. Роботи Пітера Сверлінга і Рудольфа Калмана [5] присвячені безпосередньому моделюванню стохастичних процесів за допомогою простору станів.

Рудольфом Калманом було запропоновано метод прямого ймовірнісного виводу в лінійних системах із гаусовим шумом, відомий тепер під назвою фільтрів Калмана. У багатьох застосуваннях калмановській фільтрації доводиться стикатися не лише з невизначеними даними сприйняття і невідомими законами, але також і з невизначеною ідентифікацією. Це означає, що якщо ведеться поточний контроль за численними об'єктами, система має визначити, які дані спостережень зібрані від тих або інших об'єктів, перш ніж з'явиться можливість відновити оцінки станів кожного з цих об'єктів. У цьому полягає проблема асоціювання даних.

Динамічні байесовські мережі (Dynamic Bayesian Network – DBN) можуть розглядатися як спосіб розрідженої кодування марківського процесу. Їх було вперше застосовано в штучному інтелекті А. Ніколсоном та У. Кьєрульфом, Т. Діном і К. Канадзава [6]. Динамічні байесовські мережі широко застосовуються для моделювання різних складних процесів руху в системах машинного зору.

Перші алгоритми формування вибірок для фільтрації було розроблено Д. Хендшиним і Девідом Мейном [7], які належали до співробітництва фахівців з теорії управління, а ідея повторного формування виборок, що лежить в основі алгоритму фільтрації часток, з'явилася в одній з публікацій в радянському журналі щодо систем управління. Надалі цей алгоритм було ще раз відкрито, і в теорії штучного інтелекту він відомий під назвою «виживання найбільш пристосованого», а в області машинного зору – під назвою «конденсація».

Фільтри Калмана застосовуються як метод локалізації протягом багатьох десятиліть, а в літературі зі штучного інтелекту загальне ймовірнісне формулювання завдання локалізації з'явилось набагато пізніше, завдяки внеску Тома Діна і його колег, а також Р. Симонса і С. Кеніга, де було запропоновано термін «марківська локалізація».

Метод локалізації Монте-Карло, оснований на фільтрах часток, було розроблено Д. Фоксом та іншими, і нині він став широко розповсюдженим. У фільтрі часток, що діє за принципом Рао-Блеквелла, об'єднуються засоби фільтрації часток для локалізації робота із засобами точної фільтрації для складання карти.

Основною конференцією з робототехніки є IEEE International Conference on Robotics and Automation. До числа робототехнічних журналів входять IEEE Robotics and Automation, International Journal of Robotics Research, а також Robotics and Autonomous Systems.

Мета та постановка задачі

Метою статті є виклад методів, що дозволяють роботизованому автомобілю сприймати довкілля. При цьому ставляться задачі класифікувати процес сприйняття, описати ймовірнісні моделі, а також деталізувати основні етапи відображення результатів сенсорних вимірювань на внутрішні структури представлення середовища.

Сприйняття навколошнього середовища інтелектуалізованими засобами експлуатації автотранспорту

Робототехнічне сприйняття – це процес, в ході якого роботи відображають результати

сенсорних вимірів на внутрішні структури представлення середовища.

Завдання сприйняття є складним, оскільки інформація, що поступає від датчиків, як правило, зашумлена, а середовище є частково спостережуваним, непередбачуваним і часто динамічним.

Для отримання первинної інформації про навколошне середовище використовують спеціалізовані датчики [8], які є інтерфейсом між роботом і навколошнім середовищем, в якому вони діють. За допомогою цього інтерфейсу забезпечується передача результатів сприйняття. Пасивні датчики, такі як відеокамери, виконують функції спостерігача за середовищем – вони переходять сигнали, створювані іншими джерелами сигналів в середовищі. Активні датчики, такі як локатори, посилають енергію в середовище. Їх дія ґрунтуються на тому, що частина випромінюваної енергії відбивається і знову поступає в датчик. Як правило, активні датчики дозволяють отримати більше інформації, ніж пасивні, але за рахунок збільшення споживання енергії від джерела живлення. Ще одним їх недоліком є те, що за одночасного використання численних активних датчиків може виникнути інтерференція.

В цілому датчики (активні і пасивні) можна розподілити на три типи залежно від того, чи реєструють вони відстані до об'єктів, формують зображення середовища або контролюють характеристики самого автомобіля.

Як емпіричним правилом можна керуватися тим, що якісні внутрішні структури представлення мають три властивості: містять достатньо інформації для того, щоб робот міг приймати правильні рішення, побудовані так, щоб їх можна було ефективно оновлювати, і є природними в тому сенсі, що внутрішні перемінні відповідають природним перемінним стану у фізичному світі.

Роботизований автомобіль знаходиться в умовах частково спостережуваного середовища, тому моделі сприйняття і переходу можуть бути представлені за допомогою фільтрів Калмана, прихованих марківських моделей і динамічних байесовських мереж. У [9] описано і точні, і наближені алгоритми оновлення довірчого стану – розподіли апостеріорної вірогідності за перемінними стану середовища.

На рис. 1 показано процес робототехнічного сприйняття, що розглядається як часовий алгоритмічний вивід на підставі послідовності дій і вимірів, який демонструється на прикладі динамічної байесовської мережі.

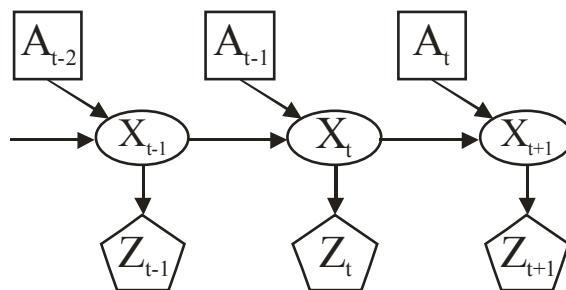


Рис. 1. Процес робототехнічного сприйняття

На приведеному рисунку X_t – стан середовища (включаючи автоматизований автомобіль) під час t ; Z_t – результати спостережень, отримані під час t ; A_t – дія, виконана після отримання цих результатів спостереження. Завдання фільтрації, або оновлення довірчого стану, полягає в тому, що має бути вичислений новий довірчий стан $P(X_{t+1}|Z_{1:t+1}, A_{1:t})$ на підставі поточного довірчого стану $P(X_t|Z_{1:t}, A_{1:t-1})$ і нового спостереження Z_{t+1} . Рекурсивне рівняння фільтрації виглядатиме таким чином

$$P(X_{t+1}|Z_{1:t+1}, A_{1:t}) = \alpha P(Z_{t+1}|X_{t+1}) \int P(X_{t+1}|X_t, A_t) P(X_t|Z_{1:t}, A_{1:t-1}) dx_t, \quad (1)$$

де A_t – дані про попередню дію; Z_{t+1} – дані про поточні сенсорні виміри.

Розподіл апостеріорної вірогідності по $P(X_t|Z_{1:t}, A_{1:t-1})$ – це розподіл вірогідності по усіх станах, що відбиває усе, що відомо про минулі результати сенсорних вимірів і про керівні дії. Рівняння (1) показує, як рекурсивно оцінити це місцевознаходження, інкрементно розгортаючи обчислення і включаючи в цей процес дані сенсорних вимірів (наприклад, зображення з відеокамер) та команди керування рухом нашого автоматизованого автомобіля. Вірогідність $P(X_{t+1}|X_t, A_t)$ називається моделлю переходу, або моделлю руху, а вірогідність $P(Z_{t+1}|X_{t+1})$ є моделлю сприйняття.

Локалізація – це універсальний приклад робототехнічного сприйняття. Вона є завданням визначення того, де що знаходиться і є

одним із найбільш поширених завдань сприйняття в робототехніці, оскільки знання про місцезнаходження об'єктів і самого діючого суб'єкта є основою будь-якої успішної фізичної взаємодії. Існують три різновиди завдання локалізації зі зростаючою складністю. Якщо первинне положення об'єкта, що локалізується, відоме, то локалізація зводиться до завдання відстежування траекторії. Завдання відстежування траекторії характеризуються обмеженою невизначеністю. Складнішим є завдання глобальної локалізації, в якому первинне місцезнаходження об'єкта повністю невідоме. Завдання глобальної локалізації перетворюються в завдання відстежування траекторії відразу після локалізації об'єкта, що знаходитьться у пошуку, але у процесі їх рішення виникають такі етапи, коли роботові доводиться враховувати дуже широкий перелік невизначених станів. Нарешті обставини можуть скластися так, що станеться «викрадення» (тобто раптове зникнення) об'єкта, який він намагався локалізувати. Завдання локалізації в таких невизначеніх обставинах називається завданням викрадення. Ситуація викрадення часто використовується для перевірки надійності методу локалізації у вкрай несприятливих умовах. У роботі [9] описано фільтр Калмана, що дозволяє представити довірчий стан у вигляді одного багатовимірного гаусового розподілення, і фільтр часток, який представляє довірчий стан у вигляді колекції часток, відповідних стану. У більшості сучасних алгоритмів локалізації використовується одне з цих двох представлень довірчого стану робота, $P(X_t|Z_{1:t}, A_{1:t-1})$. Локалізація з використанням фільтрації часток називається локалізацією Монте-Карло.

Ще один важливий спосіб локалізації ґрунтуються на застосуванні фільтра Калмана. Фільтр Калмана представляє апостеріорну вірогідність $P(X_t|Z_{1:t}, A_{1:t-1})$ за допомогою гаусового розподілення. Основним недоліком використання гаусових довірчих станів є те, що вони є замкнутими тільки при використанні лінійних моделей руху f і лінійних моделей виміру h . У разі нелінійних f або h результат оновлення фільтра, зазвичай не є гаусовим. Таким чином, алгоритми локалізації, в яких використовується фільтр Калмана, що лінеаризує моделі руху і сприйняття. Фільтр Калмана, лінеаризуючий функції f і h за допомогою розкладання в ряд Тейлора (першого ступеня), називається розширеним фільтром Калмана (або Extended Kalman Filter – EKF).

В робототехніці пошук часто здійснюється в цілях локалізації відразу декількох об'єктів. Класичним прикладом такого завдання є складання карти за допомогою робота. Одне із завдань, властивих робототехніці, полягає у створенні алгоритмів, що дозволяють роботам вирішувати задачі, що описують великі об'єкти простору. У літературі [9] завдання складання карти роботом часто називають завданням одночасної локалізації і складання карти, скорочено означаючи її як SLAM (Simultaneous Localization And Mapping). Робот не лише зобов'язаний скласти карту, але і повинен зробити це, спочатку не знаючи, де він знаходитьться. SLAM – одне з найбільш важливих завдань у робототехніці. Версія цього завдання, в якій середовище є фіксованим, є найпростішою. Навіть цей варіант завдання не просто піддається рішенню. Положення стає ще складнішим, коли в середовищі допускається виникнення змін у ході переміщення робота. З точки зору статистичного підходу, завдання складання карти зводиться до завдання байесовського алгоритмічного виводу, так само, як і локалізація. Якщо карта позначатиметься через M , а положення нашого роботизованого автомобіля під час t – через X_t , то можна переформулювати рівняння (1), щоб включити дані про усю карту у вираження для апостеріорної вірогідності

$$\begin{aligned} P(X_{t+1}, M | Z_{1:t+1}, A_{1:t}) &= \\ &= \alpha P(Z_{t+1} | X_{t+1}, M) \int \\ &\quad P(X_{t+1} | X_t, A_t) P(X_t, M | Z_{1:t}, A_{1:t-1}) dx_t . \quad (2) \end{aligned}$$

На основі цього рівняння фактично можна зробити деякі практичні висновки: розподіли умової вірогідності, необхідні для включення даних про дії і виміри, по суті є такими ж, як і в завданні локалізації робота. Єдина обережність пов'язана з тим, що новий простір станів (простір усіх положень роботизованого автомобіля і усіх карт) має значно більше вимірів. Завдання ускладнюється ще більше у зв'язку з тим фактом, що робот може навіть не знати заздалегідь про те, наскільки великим є його середовище. Це означає, що йому доведеться динамічно коригувати розмірність M у процесі складання карти. Метод ЕКФ є одним із найбільш широко вживаних методів роз'язання задачі SLAM.

Не усі засоби робототехнічного сприйняття призначенні для локалізації і складання карт.

Роботів наділяють також здатностями сприймати температуру, запахи, акустичні сигнали і так далі. Багато з цих вимірюваних величин може піддаватися ймовірнісній оцінці, як і при локалізації і складанні карт. Для цього вимагається лише, щоб такими засобами оцінки служили розподіл умової вірогідності, які характеризують еволюцію перемінних стану в часі, а також інші розподіли, які описують зв'язок між результатами вимірювань і перемінними стану.

Проте не усі практично вживані в робототехніці системи сприйняття спираються на ймовірнісні представлення. Нині в робототехніці ясно виражена тенденція до використання представлень із повністю визначеною семантикою. Але ймовірнісні методи перевершуєть інші підходи за своєю продуктивністю в рішенні багатьох важких завдань сприйняття, таких як локалізація і складання карт.

Статистичні методи іноді стають занадто громіздкими, тому на практиці можуть виявлятися такими ж ефективними простіші рішення.

Висновки

1. Для отримання результатів сприйняття зі свого середовища автомобіль з інтелектуалізованими засобами експлуатації має бути оснащений системою датчиків та потужним процесором для обробки інформації, отримуваної ними, із застосуванням спеціальних моделей.
2. У процесі робототехнічного сприйняття можуть застосовуватися такі ймовірнісні алгоритми фільтрації як фільтри Калмана і фільтри часток. Ці методи забезпечують підтримку довірчого стану, тобто розподіл апостеріорної вірогідності по перемінних стану.
3. Робототехнічне сприйняття призначено для оцінки кількісних значень характеристик середовища, необхідних для ухвалення рішень, на підставі сенсорних даних. Для виконання цих функцій потрібно внутрішнє представлення і метод оновлення цього внутрішнього представлення в часі.

Література

1. Компоненты Freescale Semiconductor для автомобильной электроники [Электронный ресурс] / Д. Панфилов, И. Чепурин, А. Архипов, М. Соколов // Электронные компоненты – 2004. – №8. – с.10. – Режим доступа к журн. : <http://www.freescale.com/files/abstract/global/Automotive.pdf>.
2. Микроконтроллеры в электронных модулях управления автомобиля [Электронный ресурс] / У. Фитцжеральд, Г. Робинсон // Электронные компоненты. – 2007. – №5. – С. 59. – Режим доступа к журн. : <http://www.russianelectronics.ru/leader-r/review/2192/doc/2318/>.
3. Gauss K.F. Theoria Motus Corporum Coelestium in Sectionibus Conicis Solem Ambientium / Karl Friedrich Gauss. – Hamburg : Sumtibus F. Perthes et I.H. Besser, 1809. – 254 p.
4. Марков А.А. Пример статистического исследования над текстом «Евгения Онегина», иллюстрирующий связь испытаний в цепь / А.А. Марков // Известия Императорской Академии Наук. – 1913. – Серия 6, № 3. – С. 153–162.
5. Kalman R. A new approach to linear filtering and prediction problems / R. Kalman // Journal of Basic Engineering. – 1960. – №82. – P. 35–46.
6. Dean T. A model for reasoning about persistence and causation / T. Dean, K. Kanazawa // Computational Intelligence. – 1989. – №5(3). – P. 142–150.
7. Handschin J.E. Monte Carlo techniques to estimate the conditional expectation in multi-stage nonlinear filtering / J. E. Handschin, D. Q. Mayne // International Journal of Control. – 1969. – №9(5). – P. 547–559.
8. Соснин Д.А. Новейшие автомобильные электронные системы : учебное пособие для специалистов по ремонту автомобилей, студентов и преподавателей вузов и колледжей / Д. Соснин, Д. Яковлев. – М.: СОЛООН-Пресс, 2005. – 240 с.
9. Рассел С. Искусственный интеллект: современный подход / С. Рассел, П. Норвиг; пер. с англ. – 2-е изд. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1408 с.

Рецензент: О.П. Алексієв , професор, д.т.н., ХНАДУ.

Стаття надійшла до редакції 22 листопада 2011 р.