

МЕТОДЫ ДИАГНОСТИКИ НЕИСПРАВНОСТЕЙ ПОДВЕСКИ ТРАНСПОРТНЫХ СРЕДСТВ

Брылев О. А.¹, Гончаров В. И.², Розум Д. И.³, Беляев А. С.⁴

¹ *Национальный исследовательский Томский политехнический университет, Инженерная школа информационных технологий и робототехники, АЗ-36, e-mail: oab12@tpu.ru*

² *Национальный исследовательский Томский политехнический университет, Инженерная школа информационных технологий и робототехники, профессор-консультант, e-mail: gvi@tpu.ru*

³ *ИП Розум Денис Иванович, e-mail: Rozum_D@mail.ru*

⁴ *Национальный исследовательский Томский политехнический университет, Инженерная школа информационных технологий и робототехники, старший преподаватель, e-mail: asb22@tpu.ru*

Аннотация

В работе был выполнен обзор методов диагностики неисправностей подвески транспортных средств. Была представлена классификация методов диагностики и описаны основные идеи методов и их ограничения. Был рассмотрен ряд научных работ, реализующих данные методы применительно к диагностике подвески транспортных средств.

Ключевые слова: диагностика неисправностей, подвеска.

Введение

Подвеска является важной системой автомобиля, которая влияет на ходовые качества и комфорт поездки. Неисправная подвеска может существенно ухудшить управляемость и устойчивость автомобиля [1]. Изношенные или повреждённые компоненты, такие как амортизаторы или пружины, могут привести к чрезмерному крену кузова, снижению сцепления шин с дорогой, увеличению тормозного пути [2], снижению управляемости в поворотах и особенно во время резких манёвров. Также неисправное состояние подвески может усилить воздействие других факторов, таких как неблагоприятные дорожные и погодные условия. Комбинация всех вышеперечисленных эффектов может спровоцировать непрогнозируемое поведение автомобиля в экстренных случаях, что повышает риск ДТП.

В 2005-2007 гг. Государственная администрация безопасности дорожного движения (the National Highway Traffic Safety Administration, NHTSA) Министерства транспорта США провела Национальное исследование причин дорожно-транспортных происшествий (National Motor Vehicle Crash Causation Survey, NMVCCS). Результаты исследования были приведены в нескольких отчётах. Согласно отчёту [3] в 2 % ($\pm 0,7$ %) ДТП критическая причина связана с неисправностью транспортного средства. Среди этих ДТП 3 % ($\pm 3,3$ %) вызваны неисправностью рулевого управления, подвески, трансмиссии или двигателя. Однако в отчёте [4] на данную группу приходится 10,5 % ДТП.

Такая неоднозначность в оценке объясняется тем, что неисправность может быть прямой или косвенной причиной ДТП или не быть причиной вовсе. Официальная статистика ДТП сообщает именно о прямых причинах. К ним относится, например, неисправность тормозной системы. Неисправная подвеска зачастую относится к косвенным причинам, которые негативно влияют на поведение транспортного средства, но не являются непосредственной причиной ДТП. Оценить влияние косвенных причин на формирование чрезвычайной ситуации сложно [5].

Достоверное определение неисправности компонентов подвески всё ещё остаётся нерешённой задачей. Сейчас проблему в работе подвески может заметить только сам водитель по изменению поведения автомобиля, возникновению излишних вибраций и шума во время движения. Система бортовой диагностики (on-board diagnostics, OBD) не производит мониторинг состояния подвески вследствие отсутствия измерительных систем в составе пассивной подвески.

Кроме того, необходимость в системе мониторинга технического состояния подвески повышается с развитием беспилотных автомобилей. Для безопасного движения системе управления автомобилем необходима информация не только о внешней среде, получаемая с обширного набора датчиков (камер, лидаров, радаров и пр.), но и о состоянии систем самого автомобиля.

Методы диагностики неисправностей

Диагностика неисправностей — это методы, направленные на обнаружение, локализацию, идентификацию или классификацию неисправностей системы. Методы диагностики неисправностей

можно разделить на методы на основе модели объекта, методы, основанные на данных, и гибридные методы, которые сочетают в себе элементы других методов (рис. 1). Похожие классификации предлагаются в работах [6; 7]. Далее рассмотрим эти методы подробнее.

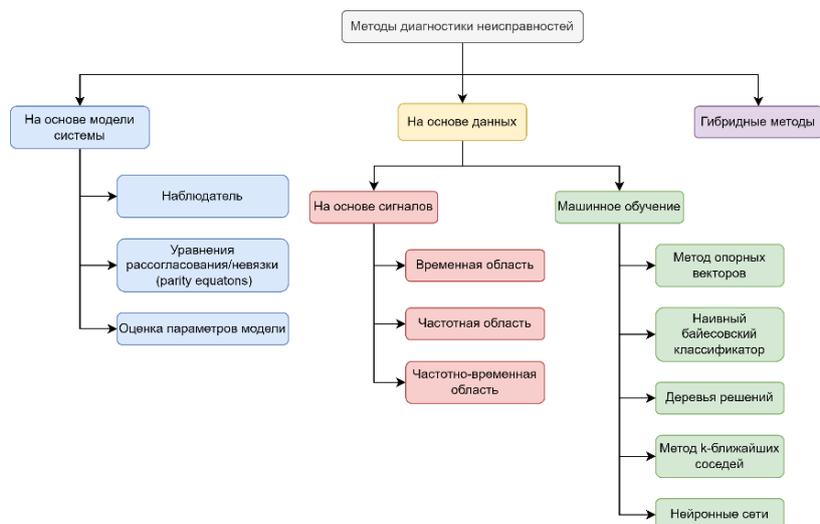


Рис. 1. Классификация методов диагностики неисправностей

Методы на основе модели системы

В данных методах система моделируется математическими уравнениями, которые описывают связи между входами и выходами системы. Путём измерений различных входных и выходных сигналов системы и сопоставления их с откликом модели можно обнаружить неисправность в системе.

Методы, основанные на модели, требуют некоторых априорных знаний о физике работы системы. Также необходима информация как минимум о структуре модели диагностируемой системы. Модель должна быть построена таким образом, чтобы она была чувствительна к интересующим нас изменениям в системе (т.е. относящиеся к рассматриваемым неисправностям), и не чувствительна к возмущениям, шумам измерений, ошибкам моделирования, изменениям управляющих воздействий, режимов и условий работы системы. Такие методы невозможно применить в тех случаях, если система слишком сложна для моделирования или измерение входных воздействий на систему затруднено или невозможно.

В работе [8] даны детальный обзор всех методов на основе модели и примеры их применения.

Моделирование неисправностей

В модели системы неисправности могут учитываться двумя способами [8].

1. Аддитивная модель неисправности:

$$y = x + f,$$

где x – некоторая переменная/сигнал модели системы, f – величина неисправности, y – результирующая переменная. Таким образом моделируются неисправности датчиков, например, дрейф или смещение измерений.

2. Мультипликативная модель неисправности:

$$y = (a + f)x = ax + fx,$$

где a – коэффициент или параметр модели. Эта модель подходит для неисправностей, которые влияют на параметры системы. Например, изменение коэффициента демпфирования амортизатора или жёсткости пружины.

Наблюдатели

Наблюдатели состояния могут применяться в задачах обнаружения и локализации неисправностей, если неисправности можно смоделировать как отклонение состояния системы от номинального (исправного) состояния. Например, утечка масла из амортизатора может быть обнаружена с помощью наблюдателя, когда объём масла является одной из переменных состояния модели.

Другой подход предполагает использование нескольких наблюдателей. Каждый из наблюдателей формируется для определения одного типа неисправности в системе. Такой подход используется в работах [9; 10]. Исследователи предложили метод определения неисправностей в подвеске железнодорожного транспорта на основе многомодельного подхода. Для каждого типа неисправности формируется модель системы, учитывающая эту неисправность. Например, несколько моделей с разными параметрами демпфера моделируют различную степень его неисправности. Затем на основе всех моделей строятся наблюдатели. В работах [9; 10] для оценки состояния системы используется фильтр Калмана. Для каждой оценки состояния вычисляется вероятность на основе функции правдоподобия. Если вероятность превышает заданный порог, то система обнаружила неисправность, соответствующую модели наблюдателя. Недостатком такого подхода является необходимость построения модели и наблюдателя для каждой отдельной неисправности и для каждой величины этой неисправности.

Уравнения рассогласования/невязки

Наиболее простой метод определения неисправности на основе модели заключается в том, чтобы получить модель объекта G_m и запустить её параллельно объекту G_p (рисунок 2), таким образом получая ошибку по выходу [11]:

$$r(s) = y_p(s) - y_m(s) = (G_p(s) - G_m(s))u(s),$$

где $r(s)$ – сигналы невязки или рассогласования (residual) модели с объектом, $y_p(s)$ – выходы объекта, $y_m(s)$ – выходы модели, $u(s)$ – управляющие воздействия. Предположим, что наша модель полностью соответствует объекту, т.е. $G_m(s) = G_p(s)$. Также пусть в системе присутствует аддитивный шум n , и аддитивные неисправности на входе f_u и выходе f_y системы. Тогда рассогласование будет зависеть от шума и аддитивных неисправностей:

$$r(s) = G_p(s)f_u(s) + f_y(s) + n(s).$$

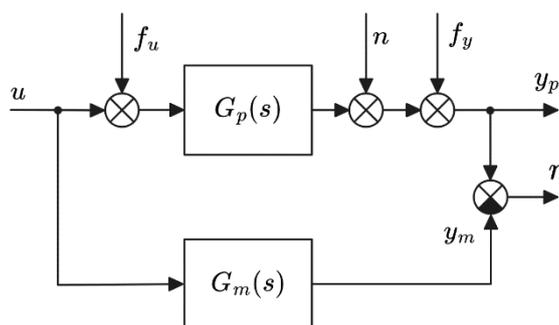


Рис. 2. Структурная схема системы с расчётом рассогласования модели с объектом

Есть и другие способы формирования уравнений рассогласования [11].

Уравнения рассогласования подходят для обнаружения и локализации аддитивных неисправностей. Также сигналы рассогласования реагируют на изменения параметров модели, которые влияют на статические коэффициенты передачи системы. В тоже время уравнения рассогласования в статическом режиме нечувствительны к изменениям параметров, отвечающих за динамику системы [11]. Поэтому в работе [12] авторы предлагают гибридный подход, когда уравнения рассогласования используются для обнаружения неисправности датчиков, а оценка параметров – для обнаружения неисправности объекта (активной системы подвески).

Оценка параметров

Методы данного класса могут применяться в задачах обнаружения и локализации неисправностей, если неисправности можно смоделировать как отклонение значений параметров от номинальных. Методы оценки параметров подходят для определения мультипликативных неисправностей, таких как изменения параметров упругих и демпфирующих элементов подвески.

В работе [13] авторы предлагают метод оценки параметров подвески автомобиля с помощью

амплитудно-частотной характеристики. На первом этапе происходит оценка амплитудно-частотной характеристики по экспериментальным данным. В эти данные входят вертикальные ускорения кузова автомобиля, переднего и заднего колеса, полученные с акселерометров. Автомобиль во время эксперимента переезжает искусственную неровность известного профиля. Второй этап заключается в идентификации параметров модели по полученной амплитудно-частотной характеристике. В качестве неизвестных параметров выступали момент инерции кузова автомобиля относительно поперечной оси, передняя и задняя неподдрессоренные массы, коэффициенты жёсткости и демпфирования подвески, коэффициенты жёсткости шин.

В работе [14] исследователи на основе автомобильной подвески получают алгебраическое уравнение для оценки демпфирующей силы амортизатора. Предложенное решение прошло проверку на аддитивных неисправностях акселерометра, установленного на поддрессоренной массе, и мультипликативных неисправностях амортизатора.

Методы на основе данных

В отличие от предыдущего подхода, методы на основе данных не требуют априорного знания модели системы. Всю необходимую информацию в данных методах получают из данных/сигналов системы. Однако не вся информация, содержащаяся в данных, связана с наличием неисправности в системе. Поэтому к данным применяются различные методы извлечения признаков (feature extraction). Признаки должны отображать интересующие нас изменения в системе. Это означает, что должна существовать связь между состоянием системы и признаком. Кроме того, необходимо добиваться независимости признаков от шума, ошибок измерений и пр.

Признаки можно классифицировать следующим образом [7]:

1. **признаки во временной области:** например, среднее значение, стандартное отклонение, дисперсия и другие статистики. Применение данного типа признаков можно увидеть в работах [15–19];

2. **признаки в частотной области:** различные признаки после дискретного преобразования Фурье, такие как частотные характеристики, пиковая частота, собственная частота колебаний, формы колебаний (мод) и т.д. Эти признаки применимы только в предположении, что анализируемые сигналы имеют стационарные характеристики, т.е. частотные характеристики не изменяются во времени. Такие признаки используются в работах [6; 7; 19];

3. **признаки в частотно-временной области:** для некоторых систем недостаточно выполнить анализ частотной области за большой промежуток времени, поскольку сигналы могут иметь переходный и нестационарный характер. В этих случаях подходят частотно-временные методы, поскольку они позволяют вычислять частотные спектры, изменяющиеся со временем. Например, оконное преобразование Фурье, вейвлет преобразования и пр. Применяются в работах [20–22].

Методы на основе сигналов

Идея данного подхода заключается в том, чтобы разные неисправности системы приводили к уникальным комбинациям значений извлечённых признаков. Это позволит различать не только исправное и неисправное состояние системы, но и различные неисправности между собой. Связь между признаками и состоянием системы определяется из набора данных с участием человека, что требует понимания того, как состояние компонентов влияет на характеристики выходных сигналов.

В работе [6] предлагается использовать операционный модальный анализ. Автор предложил новый метод оценки модальных параметров (первые три моды). На основе модальных параметров предлагается в дальнейшем идентификация масс, коэффициентов жёсткости и демпфирования подвески транспортного средства.

В работе [15] предложен оригинальный метод диагностики пружин и стабилизатора поперечной устойчивости автомобиля с помощью статического теста на четырёх наклонных поверхностях. Эти поверхности имеют уклон вправо, влево, вверх и вниз. Тестируемый автомобиль ставится последовательно на 4 наклонные поверхности, и собираются показания акселерометра в продольном и поперечном направлении кузова автомобиля в течении как минимум 10 секунд. Затем эти данные усреднялись для каждой поверхности, таким образом получалось по 4 значения продольного и поперечного ускорения. Авторы предложили алгоритм определения неисправностей в виде набора сравнений этих значений с заданными пороговыми значениями. Пороговые значения также задавались исследователями.

В работе [23] авторы предложили метод диагностики шаровой опоры автомобиля. Метод базируется на анализе "передаваемости" вибраций (transmissibility) между двумя акселерометрами, установленными близко к местам крепления шаровой опоры к рычагу подвески и поворотному кулаку.

Методы на основе машинного обучения

В отличие от методов на основе сигналов, методы машинного обучения извлекают связь между признаком и состоянием из набора данных автономно. То есть классификатор обучается, просматривая огромное количество примеров и самостоятельно выявляет закономерности, необходимые для классификации неисправностей.

В сфере диагностики подвески автомобиля можно встретить такие методы, основанные на машинном обучении, как:

- нейронные сети
- нейронная сеть прямого распространения [22]
- свёрточные нейронные сети [24]
- глубокие свёрточные сети (извлечение признаков) и рекуррентные нейронные сети [16, 20]
- классификаторы на основе деревьев [7, 17]
- наивный байесовский классификатор и байесовская сеть [7, 18]
- метод опорных векторов [7, 19]
- метод k-ближайших соседей [7]
- и др.

Основным недостатком методов машинного обучения является требование значительно большего объёма данных по сравнению с другими методами.

Гибридные методы

Гибридные методы сочетают в себе подходы из разных классов методов, рассмотренных выше. Например, в работе [25] с помощью уравнений рассогласования генерируются признаки неисправности в системе подвески, которые затем классифицируются различными методами машинного обучения.

Заключение

В работе были рассмотрены основные методы диагностики неисправностей подвески: методы на основе модели, методы на основе данных и гибридные методы. Методы на основе данных в свою очередь делятся на методы на основе сигналов и методы машинного обучения. Практически все рассмотренные реализации методов используют данные акселерометров, устанавливаемые на поддрессоренную и неподдрессоренные массы автомобиля.

Исследования последних 5-ти лет сосредоточены на разработке методов на основе данных. Из методов, основанных на моделях, в свежих работах можно встретить методы оценки параметров. Остальные методы — наблюдатели и уравнения рассогласования — практически не используются в последних разработках. Гибридные подходы к диагностике подвески всё ещё слабо развиты.

Список использованных источников

1. The Impact of Worn Shocks on Vehicle Handling and Stability / S. Guba, Y. Ko, G. Rizzoni, [et al.]. – Warrendale, PA : SAE International, – 2006. – URL: <https://www.sae.org/publications/technical-papers/content/2006-01-0563/> (date accessed: 27.03.2024). – Text : electronic.
2. Influence of shock absorber wearing on vehicle brake performance / J.A. Calvo, V. Díaz, J.L. San Román, D. García-Pozuelo. – DOI 10.1007/s12239-008-0056-z // International Journal of Automotive Technology. – 2008. – Vol. 9. – № 4. – P. 467-472.
3. Singh S. Critical Reasons for Crashes Investigated in the National Motor Vehicle Crash Causation Survey : Traffic Safety Facts Crash Stats / S. Singh. – Washington, DC : National Highway Traffic Safety Administration, – 2015. – URL: <https://trid.trb.org/View/1346216> (date accessed: 26.03.2024). – Text : electronic.
4. National motor vehicle crash causation survey: Report to congress. – National Highway Traffic Safety Administration, 2008.
5. Bureika G. Research on automobile technical state impact on road traffic accident level in the country / G. Bureika, V. Žuraulis, V. Sadauskas // Transport Means - Proceedings of the International Conference. – 2012. – P. 69-72.

6. Liu F. Online Identification of Vehicle Dynamic Systems for Condition Monitoring / F. Liu. – University of Huddersfield. – 2020. – 169 p.
7. Karlsson H. Monitoring Vehicle Suspension Elements Using Machine Learning Techniques / H. Karlsson. – 2019. – URL: <https://urn.kb.se/resolve?urn=urn:nbn:se:kth:diva-262916> (date accessed: 06.11.2023). – Text : electronic.
8. Isermann R. Model-based fault-detection and diagnosis – status and applications / R. Isermann. – DOI 10.1016/j.arcontrol.2004.12.002 // *Annual Reviews in Control*. – 2005. – Vol. 29. – № 1. – P. 71-85.
9. Hayashi Y. Fault Detection of Railway Vehicles Using Multiple Model Approach / Y. Hayashi, H. Tsunashima, Y. Marumo. – DOI 10.1109/SICE.2006.314765. – Text : electronic // 2006 SICE-ICASE International Joint Conference 2006 SICE-ICASE International Joint Conference. – 2006. – P. 2812-2817.
10. Tsunashima H. Condition monitoring of railway vehicle suspension using adaptive multiple model approach / H. Tsunashima, H. Mori. – DOI 10.1109/ICCAS.2010.5669915. – Text : electronic // ICCAS 2010 ICCAS 2010. – 2010. – P. 584-589.
11. Isermann R. Fault detection with parity equations / R. Isermann. – DOI 10.1007/3-540-30368-5_10. – Text : electronic // *Fault-Diagnosis Systems: An Introduction from Fault Detection to Fault Tolerance* / ed. R. Isermann. – Berlin, Heidelberg : Springer, – 2006. – P. 197-229.
12. Fischer D. Fault detection for an active vehicle suspension / D. Fischer, E. Kaus, R. Isermann. – DOI 10.1109/ACC.2003.1240527. – Text : electronic // *Proceedings of the 2003 American Control Conference, 2003. Proceedings of the 2003 American Control Conference, 2003.* – 2003. – Vol. 5. – P. 4377-4382.
13. Vehicle parameter identification based on vehicle frequency response function / Q. Zhang, J. Hou, X. An [et al.]. – DOI 10.1016/j.jsv.2022.117375 // *Journal of Sound and Vibration*. – 2023. – Vol. 542. – P. 117375.
14. Algebraic Estimator of Damping Failure for Automotive Shock Absorber / M. Haddar, R. Chaari, S.C. Baslamisli [et al.]. – DOI 10.1007/978-3-030-79519-1_9. – Text : electronic // *Smart Monitoring of Rotating Machinery for Industry 4.0 : Applied Condition Monitoring* / eds. F. Chaari [et al.]. – Cham : Springer International Publishing, 2022. – P. 147-155.
15. Du X. Fault Diagnostics and Prognostics for Vehicle Springs and Stabilizer Bar / X. Du, L. Mai, H. Sadjadi. – DOI 10.36001/phmconf.2020.v12i1.1129 // *Annual Conference of the PHM Society*. – 2020. – Vol. 12. – № 1. – P. 1-10.
16. Luo H. Integration of Multi-Gaussian fitting and LSTM neural networks for health monitoring of an automotive suspension component / H. Luo, M. Huang, Z. Zhou. – DOI 10.1016/j.jsv.2018.05.007 // *Journal of Sound and Vibration*. – 2018. – Vol. 428. – P. 87-103.
17. Arun Balaji P. Fault detection of automobile suspension system using decision tree algorithms: A machine learning approach / P. Arun Balaji, V. Sugumaran. – DOI 10.1177/09544089231152698 // *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part E: Journal of Process Mechanical Engineering*. – 2023. – Fault detection of automobile suspension system using decision tree algorithms. – P. 09544089231152698.
18. Balaji P.A. A Bayes learning approach for monitoring the condition of suspension system using vibration signals / P.A. Balaji, V. Sugumaran. – DOI 10.1088/1757-899X/1012/1/012029 // *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*. – 2021. – Vol. 1012. – № 1. – P. 012029.
19. Ankrah A.A. Fusion of Model-Based and Data Driven Based Fault Diagnostic Methods for Railway Vehicle Suspension / A.A. Ankrah, J.K. Kimotho, O.M. Muvengei. – DOI 10.4236/jilsa.2020.123004 // *Journal of Intelligent Learning Systems and Applications*. – 2020. – Vol. 12. – № 03. – P. 51.
20. Luo H. A dual-tree complex wavelet enhanced convolutional LSTM neural network for structural health monitoring of automotive suspension / H. Luo, M. Huang, Z. Zhou. – DOI 10.1016/j.measurement.2019.01.038 // *Measurement*. – 2019. – Vol. 137. – P. 14-27.
21. Burdzik R. Multidimensional identification of resonances analysis of strongly nonstationary signals, case study: Diagnostic and condition monitoring of vehicle's suspension system : Special Issue on ICTD-CMMNO'2016 (ICTD : International Congress on Technical Diagnostics) / R. Burdzik. – DOI 10.1016/j.apacoust.2017.12.020 // *Applied Acoustics*. – 2019. – Vol. 144. – Multidimensional identification of resonances analysis of strongly nonstationary signals, case study. – P. 51-63.
22. Burdzik R. A comprehensive diagnostic system for vehicle suspensions based on a neural classifier and wavelet resonance estimators / R. Burdzik. – DOI 10.1016/j.measurement.2022.111602 // *Measurement*. – 2022. – Vol. 200. – P. 111602.
23. Carvalho L. A new methodology for detection of a loose or worn ball joints used in vehicles suspension system / L. Carvalho, S. Santos, C. Ferreira. – Text : electronic. – 2017.
24. Transfer Learning Based Fault Detection for Suspension System Using Vibrational Analysis and Radar Plots / S.A. Sai, S.N. Venkatesh, S. Dhanasekaran [et al.]. – DOI 10.3390/machines11080778 // *Machines*. – 2023. – Vol. 11. – № 8. – P. 778.
25. Shahab M.A novel fault diagnosis technique based on model and computational intelligence applied to vehicle active suspension systems / M. Shahab, M. Moavenian. – DOI 10.1002/jnm.2541 // *International Journal of Numerical Modelling: Electronic Networks, Devices and Fields*. – 2019. – Vol. 32. – № 3. – P. e2541.