ЛЕКЦИЯ 9
ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫЕ АЛГОРИТМЫ ВЫБОРА РЕЖИМА ДВИЖЕНИЯ. ПРИМЕНЕНИЕ ИСКУССТВЕННОГО ИНТЕЛЛЕКТА И НЕЧЁТКОЙ ЛОГИКИ ДЛЯ АДАПТАЦИИ К УСЛОВИЯМ ДВИЖЕНИЯ И СТИЛЮ ВОДИТЕЛЯ

Цель

Сформировать у обучающихся системное представление об интеллектуальных алгоритмах выбора режима движения в гибридных и электрических транспортных средствах. Рассмотреть классификацию стратегий управления энергией, методы распознавания стиля вождения и дорожных условий, применение нечёткой логики, нейронных сетей, машинного обучения и обучения с подкреплением для адаптации алгоритмов управления к режимам эксплуатации и стилю вождения.

Планируемые результаты

После изучения данной лекции обучающийся сможет:

- классифицировать стратегии управления энергией гибридных автомобилей по принципам принятия решений;
- объяснять принципы работы стратегий на основе правил, оптимизационных и обучающихся стратегий;
- описывать методы распознавания стиля вождения и дорожных условий;
- характеризовать применение нечёткой логики для выбора режима движения в условиях неопределённости;
- объяснять использование нейронных сетей и глубокого обучения для прогнозирования энергопотребления;
- анализировать практические примеры реализации интеллектуальных алгоритмов выбора режима движения.

Вопрос занятия. Гибридный автомобиль — это сложная система с несколькими источниками энергии. Он может работать в режиме чисто электрическом, в последовательном гибридном, в параллельном гибридном, в режиме разделения мощности. Каждый из этих режимов имеет свои преимущества и недостатки в зависимости от дорожных условий, стиля вождения, состояния батареи. Как система должна принимать решение о том, в каком режиме работать в каждый момент времени? И может ли искусственный интеллект «научиться» выбирать оптимальный режим лучше, чем инженер, запрограммировавший жёсткие правила?

1. Введение в интеллектуальный выбор режима движения

1.1. Почему выбор режима движения — ключевая задача?

Гибридный автомобиль — это транспортное средство, которое может использовать два (или более) источника энергии для движения. Наиболее

распространённая конфигурация — сочетание двигателя внутреннего сгорания (ДВС) и одного или нескольких электродвигателей с тяговой аккумуляторной батареей. В зависимости от архитектуры трансмиссии (последовательная, параллельная, последовательно-параллельная) гибридный автомобиль может работать в различных режимах:

EV Mode (Electric Vehicle Mode). Только электродвигатель приводит колёса. ДВС выключен и отключён от трансмиссии.

Series Hybrid Mode (последовательный гибридный режим). ДВС работает только как генератор для выработки электроэнергии, которая питает электродвигатель и/или заряжает батарею. Колёса приводятся исключительно электродвигателем.

Parallel Hybrid Mode (параллельный гибридный режим). ДВС и электродвигатель работают совместно, передавая мощность на колёса через механическую трансмиссию.

Power-Split Mode (режим разделения мощности). ДВС разделяет мощность между механическим путём (на колёса) и электрическим (на генератор), который питает электродвигатель.

Engine-Only Mode. Только ДВС передаёт мощность на колёса.

Выбор режима движения — это не просто техническое решение. Он определяет:

Расход топлива и выбросы. Неправильный выбор режима может привести к значительному перерасходу топлива.

Динамические характеристики. Режим влияет на отзывчивость автомобиля на нажатие педали акселератора.

Состояние батареи. Неправильное управление зарядом/разрядом может сократить срок службы батареи.

Комфорт водителя и пассажиров. Резкие переключения режимов могут вызывать рывки и дискомфорт.

Таким образом, выбор режима движения является центральной задачей **энергоменеджмента** (Energy Management Strategy, EMS) гибридного автомобиля.

1.2. Эволюция стратегий управления энергией

Эволюция стратегий управления энергией (EMS) для гибридных автомобилей прошла несколько этапов:

Поколение 1 — Стратегии на основе правил (Rule-Based EMS). Это наиболее ранние и простые стратегии. Решения о выборе режима принимаются на основе заранее заданных правил и пороговых значений. Например: «если скорость ниже 50 км/ч И SOC батареи выше 40%, то включить EV Mode». Преимущества — простота реализации и низкая вычислительная сложность. Недостатки — неоптимальность в широком диапазоне условий, невозможность адаптации к изменяющимся условиям.

Поколение 2 — Оптимизационные стратегии (Optimization-Based EMS). Эти стратегии формулируют задачу управления как задачу оптимизации. Целевая функция — минимизация расхода топлива и/или выбросов.

Ограничения — состояние батареи, мощность компонентов, комфорт. Классические методы включают динамическое программирование (DP), принцип минимума Понтрягина (PMP), эквивалентную стратегию минимизации расхода (ECMS). Преимущества — более высокая эффективность по сравнению с rule-based. Недостатки — требуется точная модель системы, высокая вычислительная сложность.

Поколение 3 — Обучающиеся стратегии (Learning-Based EMS). Эти стратегии используют методы искусственного интеллекта и машинного обучения для принятия решений. Они могут обучаться на данных, адаптироваться к изменяющимся условиям и стилю вождения, прогнозировать будущее состояние системы. Преимущества — высокая адаптивность и потенциально оптимальное поведение в широком диапазоне условий. Недостатки — требуется большой объём данных для обучения, сложность интерпретации решений.

Именно стратегии третьего поколения являются предметом рассмотрения в данной лекции.

2. Классификация режимов движения гибридных автомобилей

Прежде чем рассматривать алгоритмы выбора режима, необходимо чётко определить, какие режимы вообще существуют в гибридных автомобилях. Классификация режимов зависит от архитектуры трансмиссии, но можно выделить общие типы.

2.1. Режимы на основе архитектуры трансмиссии

Для последовательных гибридов (например, некоторые автобусы, коммерческие автомобили):

- EV Mode (движение только на электродвигателе от батареи).
- Series Mode (ДВС-генератор питает электродвигатель, избыток идёт в батарею).
- Charge Mode (ДВС-генератор работает на полной мощности, заряжая батарею).

Для параллельных гибридов (например, Volkswagen Golf GTE, BMW i8):

- EV Mode (только электродвигатель).
- Engine-Only Mode (только ДВС).
- Hybrid Mode (ДВС и электродвигатель совместно).
- Charge Mode (ДВС вращает электродвигатель как генератор для зарядки батареи).

Для последовательно-параллельных гибридов (например, Toyota Hybrid System, Honda i-MMD):

- EV Mode.
- Series Mode.
- Parallel Mode.
- Power-Split Mode.

- Engine-Only Mode (при высоких скоростях).

2.2. Условия переключения режимов

Переключение между режимами обычно определяется комбинацией следующих факторов:

Состояние заряда батареи (SOC). При высоком SOC предпочтителен EV Mode. При низком SOC — режимы с участием ДВС.

Скорость автомобиля. При низких скоростях (городской цикл) предпочтителен EV Mode или Series Mode. При высоких скоростях (трасса) — Parallel Mode или Engine-Only Mode.

Нагрузка (требуемая мощность). При низкой нагрузке — EV Mode. При высокой нагрузке — Hybrid Mode или Parallel Mode.

Профиль маршрута. При движении в гору требуется больше мощности — Hybrid Mode. При движении под гору — рекуперация.

Стиль вождения. Спортивный стиль требует более быстрой реакции — Hybrid Mode. Экономичный стиль — EV Mode.

2.3. Пример: четыре режима в многомодовой трансмиссии

В работе, опубликованной в Scientific Reports в 2025 году, рассматривается многомодовая гибридная трансмиссия с четырьмя режимами работы:

M1 — Pure Electric (EV) Mode. Только электродвигатель. Используется при низких скоростях и высоком SOC.

M2 — Extended Range (ER) Mode. Последовательный гибридный режим. ДВС работает как генератор. Используется при средних скоростях и среднем SOC.

M3 — Blend Drive (BL) Mode. Смешанный режим с разделением мощности. ДВС и электродвигатель работают совместно. Используется при высоких скоростях и среднем SOC.

M4 — Engine Drive Mode. Только ДВС. Используется при очень высоких скоростях и низком SOC.

Переключение между режимами M1-M4 осуществляется на основе ключевых пороговых значений SOC. Однако в интеллектуальных системах эти пороги не фиксированы, а адаптируются в реальном времени.

3. Распознавание стиля вождения и дорожных условий

Интеллектуальный выбор режима движения невозможен без понимания того, как именно водитель управляет автомобилем и в каких дорожных условиях он находится. Поэтому **распознавание стиля вождения** (driving style recognition) и **распознавание дорожных условий** (driving condition recognition) являются ключевыми компонентами современных интеллектуальных EMS.

3.1. Что такое стиль вождения?

Стиль вождения — это совокупность характерных особенностей управления автомобилем, отражающих индивидуальные предпочтения водителя в отношении скорости, ускорения, торможения, выбора дистанции и других аспектов движения.

Различают несколько типов стилей вождения:

Экономичный (Eco). Водитель предпочитает плавные разгоны и торможения, избегает резких ускорений, поддерживает постоянную скорость. Такой стиль способствует минимальному расходу топлива.

Нормальный (Normal). Водитель соблюдает правила дорожного движения, разгоняется и тормозит в меру, не злоупотребляет резкими манёврами.

Спортивный (Sport). Водитель предпочитает динамичное вождение, часто использует резкие ускорения и торможения, стремится к максимальной отзывчивости автомобиля.

Агрессивный (Aggressive). Водитель часто превышает скорость, резко ускоряется и тормозит, совершает рискованные манёвры.

Распознавание стиля вождения позволяет адаптировать выбор режима движения под предпочтения водителя. Например, для спортивного стиля система может чаще использовать Hybrid Mode для обеспечения максимальной динамики, а для экономичного — EV Mode для минимизации расхода топлива.

3.2. Методы распознавания стиля вождения

Существует несколько подходов к распознаванию стиля вождения:

На основе анализа педали акселератора. Анализируется скорость нажатия педали, глубина нажатия, частота изменений положения. Спортивный стиль характеризуется быстрыми и глубокими нажатиями, экономичный — плавными и умеренными.

На основе анализа педали тормоза. Аналогично анализируется интенсивность и частота торможений.

На основе анализа ускорений. Измеряются продольные и поперечные ускорения автомобиля. Спортивный стиль характеризуется высокими ускорениями.

На основе анализа скорости. Анализируется средняя скорость, вариация скорости, частота разгонов и торможений.

Комбинированные методы. Используют несколько источников данных для более точного распознавания.

В работе, опубликованной в 2025 году в журнале «Automobile Technology», предлагается подход к распознаванию стиля вождения на основе анализа изменения сигнала педали акселератора. Сначала анализируются изменения сигнала педали, вызванные изменениями требований водителя. Затем, путём извлечения признаков и классификации данных в реальном времени, идентифицируется стиль вождения. Такой подход позволяет распознавать стиль вождения в реальном времени, в определенном временном окне.

В другой работе, посвящённой топливным элементам гибридных автомобилей, разработан **гибридный адаптивный алгоритм кластеризации**,

устойчивый к шумам, который объединяет **методы опорных векторов (SVM)** и **искусственные нейронные сети (ANN)** для точного и эффективного распознавания стилей вождения.

3.3. Распознавание дорожных условий

Помимо стиля вождения, важным фактором является распознавание дорожных условий:

Городской цикл. Частые остановки и разгоны, низкие скорости. Предпочтителен EV Mode или Series Mode с интенсивной рекуперацией.

Загородный цикл. Средние скорости, меньше остановок. Предпочтителен Parallel Mode или Power-Split Mode.

Трассовый цикл. Высокие скорости, постоянное движение. Предпочтителен Engine-Only Mode или Parallel Mode.

Горный рельеф. Движение в гору требует высокой мощности, под гору — интенсивной рекуперации.

Пробки. Низкие скорости, частые остановки. Предпочтителен EV Mode.

Распознавание дорожных условий может выполняться на основе анализа скорости, ускорений, данных навигации (GPS), информации от камер и радаров ADAS.

В работе, опубликованной в журнале Sensors в 2025 году, предлагается **система распознавания режима вождения на основе нечёткой логики (fuzzy logic-based driving mode recognition system)**, которая классифицирует циклы движения и идентифицирует условия в реальном времени. Нечёткая логика используется для разделения типичного цикла движения на различные режимы вождения и идентификации режима в реальном времени.

4. Стратегии управления энергией на основе правил

Хотя основное внимание в данной лекции уделяется интеллектуальным алгоритмам, важно понимать, что большинство коммерческих гибридных автомобилей до сих пор используют **стратегии на основе правил** (rule-based EMS) как базовый уровень управления. Интеллектуальные алгоритмы часто надстраиваются поверх них, адаптируя пороговые значения и правила.

4.1. Принцип работы rule-based EMS

Rule-based EMS использует набор заранее заданных правил вида «ЕСЛИ условие, ТО действие». Условия обычно включают SOC, скорость, нагрузку. Действие — выбор режима работы и распределение мощности между источниками.

Пример правил для последовательно-параллельного гибрида:

1. ЕСЛИ SOC > 60% И скорость < 50 км/ч, ТО EV Mode.
2. ЕСЛИ SOC < 30% И скорость < 50 км/ч, ТО Series Mode (ДВС-генератор).
3. ЕСЛИ скорость > 80 км/ч И нагрузка > 50%, ТО Parallel Mode.

4. ЕСЛИ SOC < 20% И скорость > 80 км/ч, ТО Engine-Only Mode + зарядка батареи.

4.2. Преимущества и недостатки rule-based EMS

Преимущества:

- Простота реализации.
- Низкая вычислительная сложность.
- Предсказуемое поведение.
- Лёгкость диагностики и настройки.

Недостатки:

- Неоптимальность в широком диапазоне условий.
- Невозможность адаптации к изменяющимся условиям.
- Требует ручной настройки порогов (калибровки).
- Не учитывает стиль вождения.

Именно недостатки rule-based EMS стимулируют развитие интеллектуальных алгоритмов.

5. Интеллектуальные алгоритмы выбора режима движения

5.1. Нечёткая логика (Fuzzy Logic)

Нечёткая логика является одним из наиболее распространённых интеллектуальных методов для выбора режима движения. Она позволяет принимать решения в условиях неопределённости, когда точная математическая модель недоступна или слишком сложна.

В отличие от классической бинарной логики, где утверждение может быть только истинным или ложным, нечёткая логика оперирует **степенями истинности**. Например, SOC может быть «высоким» со степенью 0.8, «средним» со степенью 0.3 и «низким» со степенью 0.0 одновременно. Это позволяет системе принимать плавные, градиентные решения, а не жёсткие переключения.

Структура нечёткой системы управления:

1. **Фаззификация (Fuzzification).** Преобразование чётких входных переменных (SOC, скорость, нагрузка) в нечёткие множества с указанием степени принадлежности.
2. **База правил (Rule Base).** Набор нечётких правил вида «ЕСЛИ ... И ... ТО ...». Например: «ЕСЛИ SOC высокий И скорость низкая, ТО режим EV».
3. **Механизм логического вывода (Inference Engine).** Применение правил к фаззифицированным входным переменным для получения нечётких выходных переменных.
4. **Дефаззификация (Defuzzification).** Преобразование нечётких выходных переменных в чёткие управляющие сигналы (выбор конкретного режима).

Применение нечёткой логики для выбора режима движения. В работе, опубликованной в 2026 году в IEEE Xplore, предлагается **структура управления на основе данных (data-driven control framework)** , которая объединяет **машинное обучение** и **нечёткую логику** для улучшения управления мощностью PHEV.

В этой структуре:

- **Модель машинного обучения** (ML) используется для прогнозирования SOC батареи на основе информации о вождении в реальном времени.
- **Нечёткая логика** используется для поиска оптимального распределения мощности между четырьмя режимами: Full Electric, Series Hybrid, Parallel Hybrid и Full Internal Combustion.

Такой подход адаптируется динамически к различным условиям вождения, снижая расход топлива и выбросы. Результаты моделирования показывают улучшение топливной экономичности, снижение выбросов и запас хода в электрическом режиме 84 км. Стратегия увеличивает топливную эффективность на пятую часть.

В другой работе, опубликованной в 2025 году в журнале Sensors, **система распознавания режима вождения на основе нечёткой логики** используется для классификации циклов движения и идентификации условий в реальном времени. Затем на основе прогнозируемого спроса на мощность, SOC батареи и текущего спроса на мощность реализуется **модельное прогнозирующее управление (MPC)** для управления в реальном времени.

Преимущества нечёткой логики:

- Способность работать с неопределёнными и неточными данными.
- Интерпретируемость правил (понятны человеку).
- Плавность управления (отсутствие резких переключений).
- Робастность к шумам и возмущениям.

Недостатки:

- Требует экспертных знаний для построения базы правил.
- Может быть неоптимальной без тонкой настройки.
- Сложность масштабирования на большое количество входных переменных.

5.2. Нейронные сети и глубокое обучение

Нейронные сети и **глубокое обучение** (Deep Learning) позволяют системе обучаться на больших объёмах данных, выявляя сложные нелинейные зависимости между входными переменными (условиями движения) и выходными (режимом работы).

Прогнозирование с использованием LSTM:

В работе, опубликованной в 2025 году в журнале Sensors, предлагается модель управления энергией на основе **прогнозирования скорости с использованием LSTM (Long Short-Term Memory)** нейронных сетей. LSTM — это тип рекуррентной нейронной сети, способный запоминать долгосрочные зависимости в временных рядах.

- Начальная скорость обучения и вероятность dropout оптимизируются с использованием **алгоритма Double Deep Q-Network (DDQN)** .
- Функция прогнозирования скорости LSTM реализована в рамках **модельного прогнозирующего управления (MPC)** .
- **Система распознавания режима вождения на основе нечёткой логики** классифицирует циклы движения.

Результаты показывают, что стратегия LSTM-MPC-DDQN снижает расход топлива на 0.2729 л по сравнению с rule-based подходом.

Мультифизическая информированная нейронная сеть (MPINN):

В работе, опубликованной в IEEE Transactions on Transportation Electrification в 2026 году, предлагается **мультифизическая информированная нейронная сеть (MPINN)** для управления переходными режимами PHEV.

Процесс перехода режимов (MTP) разделён на пять различных этапов. **Физически информированные нейронные сети (PINNs)** вводятся для захвата переходной нелинейной динамики на каждом этапе.

Ключевая идея MPINN: объединение интерпретируемости физических уравнений с адаптивностью обучения на данных. Это позволяет точно прогнозировать состояние системы в условиях неопределённости.

Интегрированный с архитектурой MPC, MPINN точно координирует давление масла в муфте и крутящий момент электродвигателя во время MTP. Результаты показывают снижение рывков автомобиля на 92.4% и потерь энергии в муфте на 6.9% по сравнению с неконтролируемым подходом.

Преимущества нейронных сетей:

- Способность аппроксимировать любые нелинейные зависимости.
- Автоматическое извлечение признаков из данных.
- Высокая точность прогнозирования.

Недостатки:

- Требуют больших объёмов данных для обучения.
- «Чёрный ящик» — сложность интерпретации решений.
- Высокая вычислительная сложность.
- Риск переобучения.

5.3. Обучение с подкреплением (Reinforcement Learning)

Обучение с подкреплением (Reinforcement Learning, RL) — это метод машинного обучения, при котором агент (система управления) обучается взаимодействовать со средой (автомобиль и дорога), получая вознаграждение за хорошие действия и штраф за плохие. Агент стремится максимизировать суммарное вознаграждение.

Применение RL для выбора режима движения:

В работе, опубликованной в 2025 году в журнале Sensors, используется **алгоритм Double Deep Q-Network (DDQN)** для оптимизации параметров LSTM модели прогнозирования скорости. DDQN — это один из алгоритмов глубокого обучения с подкреплением, который использует две нейронные сети для оценки Q-функции (ожидаемого вознаграждения).

Преимущества RL:

- Способность обучаться без явного программирования правил.
- Адаптация к изменяющимся условиям.
- Потенциально оптимальное поведение.

Недостатки:

- Требует большого количества взаимодействий со средой (или симулятора) для обучения.
- Сложность настройки функции вознаграждения.
- Риск нестабильности обучения.

5.4. Модельное прогнозирующее управление (MPC) с обучением

Модельное прогнозирующее управление (Model Predictive Control, MPC) с использованием методов машинного обучения является одним из наиболее перспективных подходов.

Принцип работы:

1. **Модель системы** (например, нейронная сеть) прогнозирует будущее состояние системы на горизонте прогнозирования.
2. **Оптимизатор** решает задачу оптимизации, выбирая управляющие воздействия (режим работы, распределение мощности), минимизирующие целевую функцию (расход топлива) при соблюдении ограничений.
3. **Первое управляющее воздействие** применяется к системе.
4. На следующем шаге процесс повторяется (скользящий горизонт).

Пример: LSTM-MPC для управления энергией

В работе, опубликованной в 2025 году, предлагается **LSTM-MPC** подход:

- LSTM прогнозирует будущую скорость автомобиля.
- MPC использует прогнозируемый спрос на мощность, SOC батареи и текущий спрос на мощность для выбора оптимального режима работы.

Пример: MPINN-MPC для управления переходными режимами

В работе, опубликованной в 2026 году, предлагается **MPINN-MPC** подход:

- MPINN (мультифизическая информированная нейронная сеть) прогнозирует переходную динамику системы.
- MPC координирует давление масла в муфте и крутящий момент электродвигателя.

В работе, опубликованной в 2025 году, предлагается **DPRN-HMPC (Driving Pattern Recognition Network - Hybrid Model Predictive Control)** подход. Сеть распознавания режима вождения используется для улучшения управления энергией параллельного PHEV при одновременном снижении вычислительной сложности.

Преимущества MPC с обучением:

- Учёт ограничений в явном виде.
- Прогнозирующий характер (упреждающее управление).
- Возможность оптимизации по нескольким критериям.

Недостатки:

- Высокая вычислительная сложность.
- Требует точной модели системы.

5.5. Адаптивная эквивалентная стратегия минимизации расхода (A-ECMS)

Эквивалентная стратегия минимизации расхода (Equivalent Consumption Minimization Strategy, ECMS) является одним из наиболее эффективных оптимизационных подходов для управления гибридными автомобилями.

Принцип ECMS:

- Расход топлива ДВС пересчитывается в «эквивалентный» расход с учётом использования электрической энергии.
- Вводится **эквивалентный фактор**, который определяет «цену» электрической энергии относительно топлива.
- Задача управления сводится к минимизации эквивалентного расхода в каждый момент времени.

Адаптивная ECMS (A-ECMS):

- Эквивалентный фактор адаптируется в реальном времени в зависимости от состояния батареи (SOC) и условий движения.
- A-ECMS считается одной из лучших методологий для оптимизации расхода топлива PHEV с низкими вычислительными требованиями.

Адаптация к стилю вождения в A-ECMS:

В работе, опубликованной в 2025 году в журнале «Automobile Technology», предлагается **адаптивная ECMS стратегия на основе распознавания стиля вождения в реальном времени**.

Подход включает:

1. Анализ изменений сигнала педали акселератора для определения требований водителя.
2. Извлечение признаков и классификация данных в реальном времени для идентификации стиля вождения.
3. Построение **адаптивной функции эквивалентного фактора** путём количественной оценки коэффициента стиля вождения.
4. Определение оптимального эквивалентного фактора и коэффициента деградации батареи для каждого стиля.

В другой работе, посвящённой топливным элементам гибридных автомобилей, предлагается **адаптивная ECMS (A-ECMS)**, где эквивалентные факторы оптимизируются офлайн с использованием **генетического алгоритма (GA)** с учётом стиля вождения и адаптивно корректируются онлайн. Результаты показывают снижение потребления водорода на 12.31–16.47% по сравнению с обычным ECMS.

Преимущества A-ECMS:

- Высокая эффективность (близка к глобальному оптимуму).
- Низкая вычислительная сложность (подходит для онлайн-применения).
- Возможность адаптации к стилю вождения и условиям.

Недостатки:

- Требует калибровки эквивалентного фактора.
- Чувствительность к ошибкам прогнозирования.

6. Иерархические стратегии управления с интеллектуальными алгоритмами

Современные интеллектуальные системы управления часто используют **иерархический подход**, который позволяет разделить сложную задачу на более простые подзадачи.

6.1. Двухуровневая иерархия

Верхний уровень — стратегическое планирование. На этом уровне принимаются решения о глобальной стратегии: выбор режима движения, планирование использования энергии на маршруте. Здесь активно используются методы искусственного интеллекта: нейронные сети для прогнозирования, нечёткая логика для принятия решений, обучение с подкреплением для оптимизации стратегий.

Нижний уровень — тактическое управление. На этом уровне стратегические решения конкретизируются в виде управляющих воздействий: требуемый крутящий момент, момент переключения передачи, интенсивность рекуперации. Здесь применяются методы оптимизации, MPC, классические регуляторы.

Пример иерархического подхода:

В работе, опубликованной в 2025 году в журнале «Energies», предлагается **иерархическая стратегия управления энергией** для PHEV в условиях неопределённого трафика.

В работе, посвящённой управлению переходными режимами подключённого гибридного автомобиля, используется иерархический подход с верхним уровнем (MPC с учётом V2I информации) и нижним уровнем (контроллер с предписанной производительностью).

6.2. Интеграция с навигационными данными

Одним из наиболее перспективных направлений является **интеграция навигационных данных** (GPS, карты, информация о трафике) в стратегии управления. Это позволяет системе «заглядывать в будущее» и планировать использование энергии на основе предстоящего маршрута.

В работе, опубликованной в International Journal of Automotive Technology в 2025 году, предлагается **иерархическая стратегия управления глобальной оптимизацией энергопотоков** с использованием навигационной информации (пункт назначения и средняя скорость) для улучшения общей топливной экономичности PHEV.

В работе, опубликованной в 2026 году, предлагается **адаптивная стратегия управления энергией для подключённых PHEV на основе прогнозирования трафика с использованием графовых нейронных сетей (GNN)** .

7. Практические примеры и результаты

7.1. ML-Fuzzy Control System для PHEV

В работе, опубликованной в 2025 году, предлагается **система ML-Fuzzy Control** для оптимизации топливной эффективности и увеличения запаса хода PHEV.

Принцип работы:

- **Машинное обучение (ML)** прогнозирует будущее потребление электроэнергии.
- **Нечёткая логика (Fuzzy Logic)** гибко выбирает режим вождения.

Результаты: Система минимизирует расход топлива и максимизирует запас хода в электрическом режиме.

7.2. Data-Driven Fuzzy Logic Framework для PHEV

В работе, опубликованной в 2026 году в IEEE Xplore, предлагается **структура управления на основе данных (data-driven control framework)** для PHEV.

Компоненты:

- **Модель ML** прогнозирует SOC батареи на основе информации о вождении в реальном времени.
- **Нечёткая логика** находит оптимальное распределение мощности между четырьмя режимами.

Результаты: Улучшение топливной экономичности, снижение выбросов, запас хода в электрическом режиме 84 км. Увеличение топливной эффективности на пятую часть.

7.3. LSTM-MPC-DDQN для HEV

В работе, опубликованной в 2025 году в журнале Sensors, предлагается стратегия управления энергией на основе **LSTM-MPC-DDQN**.

Компоненты:

- **LSTM** для прогнозирования скорости.
- **DDQN** для оптимизации параметров LSTM.
- **MPC** для управления в реальном времени.
- **Нечёткая логика** для распознавания режима вождения.

Результаты: Снижение расхода топлива на 0.2729 л по сравнению с rule-based подходом и разница всего 0.0749 л от стратегии динамического программирования (DP).

7.4. MPINN-MPC для PHEV

В работе, опубликованной в 2026 году в IEEE Transactions on Transportation Electrification, предлагается **MPINN-MPC** для управления переходными режимами PHEV.

Результаты: Снижение рывков автомобиля на 92.4% и потерь энергии в муфте на 6.9% по сравнению с неконтролируемым подходом.

8. Вызовы и перспективы развития

8.1. Основные вызовы

Неопределённость. Дорожные условия и стиль вождения трудно предсказать с высокой точностью. Интеллектуальные алгоритмы должны быть робастными к неопределённостям.

Вычислительная сложность. Сложные алгоритмы (глубокое обучение, MPC) требуют значительных вычислительных ресурсов, что ограничивает их применение на бортовых контроллерах с ограниченной производительностью.

Данные для обучения. Интеллектуальные алгоритмы требуют больших объёмов данных для обучения. Сбор и разметка данных — дорогостоящий и трудоёмкий процесс.

Интерпретируемость. Решения, принимаемые нейронными сетями и алгоритмами RL, трудно интерпретировать. Это создаёт проблемы для сертификации и диагностики.

Интеграция с другими системами. Интеллектуальный выбор режима движения должен быть согласован с другими системами: Torque Vectoring, Brake-by-Wire, ADAS.

8.2. Перспективы развития

Интеграция с V2X (Vehicle-to-Everything). Использование информации от дорожной инфраструктуры, других автомобилей и облачных сервисов для упреждающего управления.

Федеративное обучение. Обучение моделей на распределённых данных без их централизации, что повышает приватность и снижает требования к передаче данных.

Объяснимый искусственный интеллект (XAI). Разработка методов, позволяющих интерпретировать решения, принимаемые интеллектуальными алгоритмами.

Аппаратные ускорители. Использование специализированных процессоров (NPU, GPU) для выполнения ресурсоёмких алгоритмов на борту автомобиля.

Персонализация. Адаптация стратегий управления к индивидуальным предпочтениям водителя на основе долгосрочного обучения.

9. Закрепление и завершение

9.1. Мини-тест

1. Какие три поколения стратегий управления энергией гибридных автомобилей выделяют?
2. Что такое стиль вождения и какие типы стилей вы знаете?
3. Как нечёткая логика применяется для выбора режима движения?
4. Что такое A-ECMS и как она адаптируется к стилю вождения?
5. Каковы основные вызовы при внедрении интеллектуальных алгоритмов выбора режима движения?

9.2. Эталонные краткие ответы

1. **Три поколения:** стратегии на основе правил (rule-based), оптимизационные стратегии (optimization-based) и обучающиеся стратегии (learning-based).
2. **Стиль вождения** — совокупность характерных особенностей управления автомобилем. Типы: экономичный (Eco), нормальный (Normal), спортивный (Sport), агрессивный (Aggressive).
3. **Нечёткая логика** используется для принятия решений в условиях неопределённости. Входные переменные (SOC, скорость, нагрузка) преобразуются в нечёткие множества, применяются правила вида «ЕСЛИ ... И ... ТО ...», и на выходе получается выбор режима.
4. **A-ECMS** — адаптивная эквивалентная стратегия минимизации расхода. Адаптация к стилю вождения выполняется путём количественной оценки коэффициента стиля вождения и построения адаптивной функции эквивалентного фактора.
5. **Основные вызовы:** неопределённость дорожных условий и стиля вождения, вычислительная сложность алгоритмов, потребность в больших объёмах данных для обучения, сложность интерпретации решений, интеграция с другими системами.

9.3. Итоговые положения

Выбор режима движения является центральной задачей энергоменеджмента гибридных автомобилей, определяющей расход топлива, динамику, состояние батареи и комфорт.

Стратегии управления энергией эволюционируют от rule-based к optimization-based и learning-based.

Распознавание стиля вождения и дорожных условий является ключевым компонентом интеллектуальных EMS. Используются методы анализа педалей, ускорений, скорости, а также SVM, ANN, нечёткая логика.

Нечёткая логика позволяет принимать решения в условиях неопределённости и обеспечивает плавность управления.

Нейронные сети и глубокое обучение (LSTM, MPINN) используются для прогнозирования скорости, состояния батареи и переходной динамики.

Обучение с подкреплением (DDQN) используется для оптимизации параметров моделей.

A-ECMS является эффективным оптимизационным подходом с адаптацией к стилю вождения.

Иерархические стратегии сочетают стратегическое планирование и тактическое управление.

Интеграция с навигационными данными и V2X позволяет системе «заглядывать в будущее» и планировать использование энергии.

Задание после лекции

Выберите один из интеллектуальных алгоритмов выбора режима движения (нечёткая логика, нейронные сети, обучение с подкреплением, A-ECMS, MPC с обучением) и подготовьте аналитический обзор (2–3 страницы), в котором:

1. Опишите выбранный алгоритм и его применение для выбора режима движения.
2. Объясните математические и логические принципы, лежащие в его основе.
3. Проанализируйте преимущества и ограничения алгоритма.
4. Приведите примеры из научных исследований или промышленности.
5. Оцените перспективы применения алгоритма в будущих системах управления.

Контрольные вопросы

1. Почему выбор режима движения является ключевой задачей энергоменеджмента гибридных автомобилей?
2. Какие три поколения стратегий управления энергией выделяют?
3. В чём отличие rule-based EMS от optimization-based EMS?
4. Какие режимы движения характерны для последовательных гибридов?
5. Какие режимы движения характерны для параллельных гибридов?
6. Какие режимы движения характерны для последовательно-параллельных гибридов?
7. Какие факторы определяют переключение между режимами?
8. Что такое стиль вождения и какие типы стилей вы знаете?
9. Какие методы используются для распознавания стиля вождения?
10. Как распознавание дорожных условий влияет на выбор режима движения?
11. В чём суть нечёткой логики и как она применяется для выбора режима движения?

12. Каковы преимущества и недостатки нечёткой логики по сравнению с rule-based подходом?
13. Как нейронные сети используются для прогнозирования в системах управления энергией?
14. Что такое LSTM и для чего она используется в EMS?
15. Что такое MPINN и в чём её преимущество?
16. Как обучение с подкреплением применяется в EMS?
17. Что такое DDQN и для чего он используется?
18. В чём суть ECMS и A-ECMS?
19. Как A-ECMS адаптируется к стилю вождения?
20. Что такое модельное прогнозирующее управление (MPC) и как оно сочетается с обучением?
21. В чём преимущества иерархических стратегий управления?
22. Как навигационные данные интегрируются в стратегии управления энергией?
23. Каковы основные вызовы при внедрении интеллектуальных алгоритмов выбора режима движения?
24. Как V2X технологии могут улучшить выбор режима движения?
25. Каковы перспективы развития интеллектуальных алгоритмов выбора режима движения?

Список рекомендуемой литературы

Основная литература

1. Robert Bosch GmbH. Automotive Handbook. 11th ed. — Chichester: Wiley, 2022. — 2047 p. — ISBN 978-1-119-91190-6.
2. Ulsoy A. G., Peng H., Çakmakcı M. Automotive Control Systems. — Cambridge: Cambridge University Press, 2012. — 407 p. — ISBN 978-1-107-68604-5. — DOI: 10.1017/CBO9780511844577.
3. Liu W. Hybrid Electric Vehicle System Modeling and Control. 2nd ed. — Hoboken: Wiley, 2017. — 576 p. — ISBN 978-1-119-27932-7.
4. Mi C., Masrur M. A., Gao D. W. Hybrid Electric Vehicles: Principles and Applications with Practical Perspectives. 2nd ed. — Hoboken: Wiley, 2018. — 608 p. — ISBN 978-1-119-26065-3.

Дополнительная литература

5. Long Short-Term Memory–Model Predictive Control Speed Prediction-Based Double Deep Q-Network Energy Management for Hybrid Electric Vehicle to Enhanced Fuel Economy // Sensors. — 2025. — Vol. 25, No. 9. — P. 2784. — DOI: 10.3390/s25092784.
6. Smart Power Distribution for PHEVs: A Data-Driven Fuzzy Logic Framework for Real-World Driving Scenarios // IEEE Xplore. — 2026.

7. Novel Multiphysics Informed Neural Network-Based Coordinated Control Strategy for Mode Transitions of PHEV Considering Torsional Oscillation // IEEE Transactions on Transportation Electrification. — 2026. — Vol. 12, No. 1. — P. 168–180.

8. 考虑驾驶风格的混合动力汽车自适应等效能耗最小化策略 // Automobile Technology. — 2025. — No. 1. — P. 9–19.

9. Adaptive Equivalent Consumption Minimization Strategies for Plug-In Hybrid Electric Vehicles: A Review // Energies. — 2025.

10. Driver-personality-involved car-following energy management strategies for FCHEVs // International Journal of Hydrogen Energy. — 2025.

11. Hierarchical energy management control for connected hybrid electric vehicles in uncertain traffic scenarios // ScienceDirect. — 2025.

12. Navigation-Guided Global Energy Flow Optimization for Hybrid Electric Vehicles // International Journal of Automotive Technology. — 2025.

Электронные ресурсы

13. SAE International. SAE Technical Papers Database. — Режим доступа: https://www.sae.org/publications/technical-papers.

14. SpringerLink. Electronic Collection of Scientific and Educational Literature. — Режим доступа: https://link.springer.com.

15. IEEE Xplore. Scientific and Technical Publications Database. — Режим доступа: https://ieeexplore.ieee.org.

16. ScienceDirect. Scientific and Technical Publications Database. — Режим доступа: https://www.sciencedirect.com.