

УДК [331.101.1:656.13]+004.8

DOI 10.52928/2070-1616-2026-53-1-56-61

**РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМОВ КОГНИТИВНОЙ ПОДДЕРЖКИ ПРИНЯТИЯ РЕШЕНИЙ
ОПЕРАТОРАМИ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ ТРАНСПОРТНЫХ СИСТЕМ
НА ОСНОВЕ АНАЛИЗА ТИПИЧНЫХ СТРАТЕГИЙ И ОШИБОК МЫШЛЕНИЯ**

канд. техн. наук, доц. С.В. БОГДАНОВИЧ
(Белорусский национальный технический университет, Минск)

канд. техн. наук, доц. П.И. БАЛТРУКОВИЧ
(Белорусский государственный университет информатики и радиоэлектроники, Минск)

Рассматривается проблема человеческой ошибки в контуре управления интеллектуальными транспортными системами. Обосновывается необходимость перехода от традиционных систем поддержки принятия решений, ориентированных на данные, к новому классу систем, способных в реальном времени идентифицировать когнитивное состояние оператора, его стратегии и предрасположенность к ошибкам. Предлагается методологический подход к разработке таких систем, основанный на создании типологии когнитивных ошибок, выявлении их цифровых маркеров в поведении оператора и использовании алгоритмов машинного обучения для реализации адаптивных поддерживающих интервенций.

***Ключевые слова:** интеллектуальные транспортные системы, оператор, ошибка, когнитивная нагрузка, система поддержки принятия решений, человеко-машинный интерфейс.*

Введение. В настоящее время крупные города сталкиваются с существенным ростом мобильности населения, что ведет к усложнению транспортных потоков. Ответом на это стало повсеместное внедрение интеллектуальных транспортных систем (ИТС) – комплексных технологических платформ, объединяющих сенсорные сети, системы видеонаблюдения, управляемые дорожные знаки и алгоритмы обработки больших данных [1]. Изначально казалось, что автоматизация процессов управления дорожным движением сможет минимизировать влияние человеческого фактора. Однако практика показала обратное: по мере усложнения ИТС роль человека не только не уменьшилась, но и трансформировалась, сделав оператора центра управления дорожным движением (ЦУДД) центральным элементом всей системы [2].

Сегодня оператор ЦУДД – это специалист, принимающий ответственные решения в условиях, которые характеризуются двумя взаимосвязанными факторами: острым дефицитом времени и избытком информации. На его рабочее место в реальном времени поступает огромное количество данных от детекторов, камер и датчиков. В этом потоке информации он должен не просто обнаружить инцидент – будь то дорожно-транспортное происшествие, внезапный затор или поломка светофора, но и мгновенно оценить его масштаб, спрогнозировать влияние на транспортную сеть и выбрать оптимальный сценарий реагирования. Ценность таких решений чрезвычайно высока, поскольку они напрямую влияют на безопасность тысяч участников дорожного движения и экономическую эффективность городской логистики [3]. При этом сами технологии, призванные помочь, становятся источником огромной когнитивной нагрузки, требуя от оператора способностей к параллельной обработке разнородной информации и поддержанию высокого уровня концентрации на протяжении многих часов. Именно в этой точке пересечения технологической сложности и человеческой психологии кроется одна из наиболее серьезных и наименее изученных проблем современной урбанистики.

Основная часть. Анализ существующей практики показывает, что при проектировании систем поддержки принятия решений (СППР) для ИТС основные усилия разработчиков направлены на решение инженерных задач: повышение точности и полноты сбора данных (Data Fusion), совершенствование математических моделей для краткосрочного и долгосрочного прогнозирования транспортных потоков, а также разработку библиотек стандартных планов управления для реагирования на типовые ситуации. В основе таких систем лежит логика, согласно которой предоставление оператору максимально полной и объективной картины дорожной обстановки – своего рода «цифровой копии» транспортной сети – автоматически приведет к принятию верных решений [4].

Однако в этой цепочке «данные–прогноз–решение» имеет место существенное упущение: она практически полностью игнорирует психологические и когнитивные аспекты деятельности самого оператора.

Классические и современные работы в области анализа человеческого фактора подтверждают, что ошибки являются не столько виной конкретного исполнителя, сколько закономерным свойством сложных социотехнических систем. Дж. Ризон в своей модели «швейцарского сыра» показал, что катастрофы редко бывают следствием одного неверного действия; чаще они происходят, когда совпадают скрытые недостатки на разных уровнях системы – от организационных просчетов до неудачной конструкции интерфейса [5; 6]. Д. Норман продемонстрировал, как неинтуитивный дизайн оборудования и программного обеспечения провоцирует пользователей на ошибочные действия [7].

В контексте управления динамическими процессами, к которым также относится дорожное движение, центральным понятием, определяющим эффективность оператора, становится ситуационная осведомленность (Situation Awareness). А следовательно, любая система поддержки, которая стремится быть по-настоящему эффективной, должна быть нацелена не столько на предоставление «сырых» данных, сколько на целенаправленное формирование и поддержание высокого уровня ситуационной осведомленности у оператора.

Таким образом, имеет место противоречие, которое и определяет исследуемую проблему. С одной стороны, сложность и масштаб современных ИТС возлагают на оператора колоссальную ответственность, делая его когнитивные способности (внимание, память, аналитическое мышление) решающим фактором обеспечения безопасности и эффективности дорожного движения. С другой – инструментарий, который предоставляется в его распоряжение, – существующие системы поддержки принятия решений – спроектированы в отрыве от природы человеческого познания. Этот разрыв между возрастающей ответственностью оператора и неадекватностью средств поддержки его когнитивной деятельности представляет собой явную уязвимость в системах управления транспортной инфраструктурой.

Данное противоречие требует пересмотра подхода к проектированию СППР. Необходим переход от парадигмы «человек для системы» к парадигме «система для человека», где технология не просто поставляет данные, а активно помогает оператору справляться с когнитивной нагрузкой и избегать предсказуемых человеческих ошибок.

Деятельность оператора ИТС в корне отличается от пассивного наблюдения за экранами мониторов – это непрерывный и напряженный цикл когнитивной работы. Этот цикл можно условно разделить на несколько взаимосвязанных этапов.

Все начинается с мониторинга – процесса распределенного внимания, в ходе которого оператор сканирует большой объем визуальной и символической информации в поиске отклонений от нормы. При обнаружении аномалии, например, резкого снижения скорости потока на участке, совершения ДТП или нештатного срабатывания светофора, задача переходит в фазу диагностики. На этом этапе необходимо не просто констатировать факт, а понять его причину, отделив ложные тревоги от реальных инцидентов.

Сразу за диагностикой следует прогнозирование – пожалуй, самая сложная когнитивная задача. Оператор должен, основываясь на своем опыте и данных системы, мысленно «проиграть» ситуацию наперед: как этот локальный инцидент повлияет на связанные участки сети через 5, 15, 30 минут?

И только после этого наступает этап планирования и реализации управляющих воздействий: выбор и активация соответствующего сценария из системной библиотеки, ввод ограничений скорости, перенаправление потоков или информирование водителей через динамические табло.

Весь этот цикл, от обнаружения до реакции, в идеале должен занимать считанные минуты, что создает колоссальную когнитивную нагрузку.

Основываясь на классической трехуровневой модели Дж. Ризона, мы можем выделить несколько типов ошибок, адаптировав их к специфике деятельности оператора ИТС [5].

Ошибки, основанные на навыках человека (Slips and Lapses), происходят на уровне автоматизированных действий, при выполнении хорошо заученных процедур. Например, оператор корректно отработал инцидент, но забыл снять ограничения скорости после его ликвидации, создав искусственный затор. Такие ошибки часто провоцируются отвлечением внимания или усталостью.

Ошибки, основанные на правилах (Rule-Based Mistakes), возникают на следующем, более осознанном, уровне. Они связаны с применением заученных правил и инструкций. Ошибка может заключаться либо в применении плохого, неэффективного правила, либо, что встречается гораздо чаще, в применении хорошего правила в неподходящей ситуации. Например, оператор видит на карте транспортный затор и активирует стандартный сценарий «Затор», который подразумевает изменение циклов светофоров для увеличения пропускной способности. Однако он не успел или не смог распознать, что первопричиной затора является серьезное ДТП, требующее совершенно иного правила – немедленного вызова экстренных служб и полного перекрытия полосы. Правило было применено верно для симптома («затор»), но неверно для истинной проблемы («ДТП»).

Ошибки, основанные на знаниях (Knowledge-Based Mistakes), случаются в принципиально новых, незнакомых или нетипичных ситуациях, для которых у оператора нет ни готовых навыков, ни заученных правил. В этом случае ему приходится полагаться на свое фундаментальное понимание транспортной системы, на свои ментальные модели. Ошибка на этом уровне – это ошибка диагностики и построения гипотез. Например, столкнувшись с необъяснимым и непредсказуемым поведением транспортного потока, оператор может построить неверную ментальную модель происходящего, что приведет к целой цепочке неправильных решений. Именно здесь наиболее ярко проявляется разница между новичком и экспертом.

Помимо этих типов ошибок, на принятие решений оператором влияют системные отклонения в мышлении, известные как когнитивные искажения (Cognitive Biases). Это не случайные сбои, а укоренившиеся в человеческой психологии «короткие пути» мышления, которые в условиях неопределенности часто приводят к неверным выводам [8].

Деятельность операторов в данном случае отличается и характеризуется набором эффективных когнитивных стратегий. Они не просто реагируют, а действуют на упреждение, отслеживая потенциально опасные,

но еще не критические изменения обстановки. Вместо того чтобы поддаваться склонности к подтверждению, они используют активную проверку гипотез, целенаправленно задавая вопросы: «А что еще это может быть? Какая информация опровергла бы мою догадку?». Наконец, они демонстрируют гибкое распределение внимания, умея плавно переключаться между глобальным обзором всей транспортной сети и детальным анализом конкретного инцидента.

Предлагаемая функциональная типология ошибок и стратегий применительно к ИТС позволяет сформировать основу, своего рода «словарь», который необходим для следующего, технологического этапа работы. Такая типология позволяет структурировать и разметить эмпирические данные о поведении операторов, создавать обучающие выборки для моделей машинного обучения, способных в дальнейшем распознавать предпосылки к тем или иным ошибкам в реальном времени.

Переход от традиционных систем, ориентированных на данные СППР, к когнитивно-адаптивным системам требует усовершенствованной методологии.

Простого добавления новых функций в существующие человеко-машинные интерфейсы недостаточно. Необходимо выстроить полный цикл – от детального изучения реального поведения оператора до создания самообучающихся алгоритмов, способных к «мягким» и своевременным вмешательствам. Предлагается методология, состоящая из четырех последовательных этапов (рисунок).

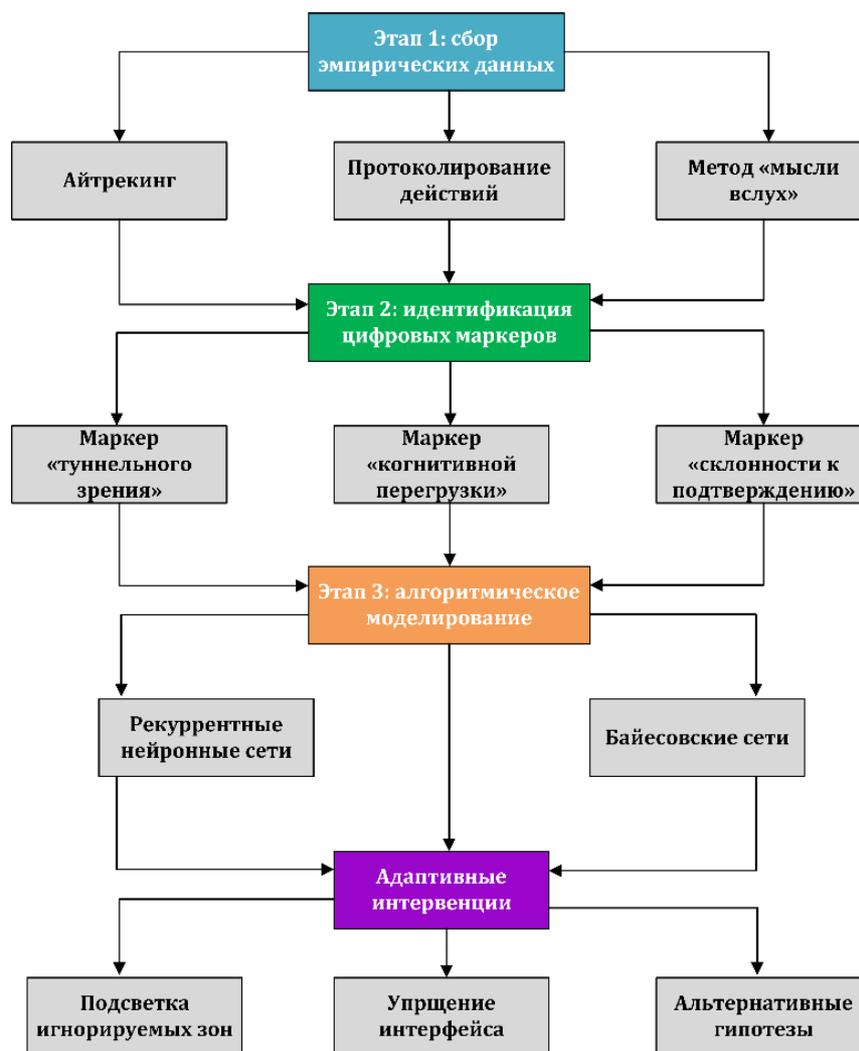


Рисунок. – Методология перехода к когнитивно-адаптивным системам

Этап 1. Сбор эмпирических данных. Основой для любых алгоритмов машинного обучения являются качественные данные. В нашем случае речь идет о сборе многомерной информации, отражающей не только внешние события, но и внутренние когнитивные процессы оператора. Проведение таких исследований в условиях реального ЦУДД сопряжено с огромными трудностями и этическими ограничениями. Поэтому основным инструментом на данном этапе становится использование высокореалистичных тренажеров-симуляторов ЦУДД. Такие симуляторы позволяют создавать «цифровые двойники» рабочего места оператора и моделиро-

вать сложные сценарии (множественные ДТП, нештатные ситуации, каскадные сбои), которые в реальной жизни происходят редко, но имеют наиболее серьезные последствия.

Для получения всесторонней картины в рамках симуляционных сессий применяется комплекс взаимодействующих технологий.

Айттрекинг (Eye Tracking). Системы отслеживания движения глаз позволяют с высокой точностью регистрировать траекторию взгляда оператора, определять его зоны интереса на интерфейсе, измерять длительность фиксации и последовательность сканирования информации. Это прямой путь к пониманию того, на что направлено внимание оператора, а какая информация остается «невидимой».

Протоколирование действий. Программное обеспечение симулятора должно вести лог всех без исключения взаимодействий оператора с системой: каждое нажатие кнопки мыши, ввод с клавиатуры, переключение между экранами, вызов справочной информации. Эта последовательность действий формирует объективную историю его управляющей активности.

Метод «мысли вслух» (Think-Aloud Protocol). В процессе выполнения сценария оператора просят проговаривать свои мысли, гипотезы, сомнения и основания для принимаемых решений. Эти речевые протоколы, синхронизированные с данными айттрекинга и логами действий, являются ценным источником информации для реконструкции его мыслительного процесса и верификации когнитивного состояния [9].

Этап 2. Идентификация цифровых маркеров когнитивных состояний. Собранный на первом этапе массив разнородных данных сам по себе не имеет ценности, пока мы не научимся его интерпретировать. Главная задача второго этапа – выявить в потоке поведенческих данных устойчивые, измеряемые индикаторы, которые с высокой вероятностью соответствуют определенным когнитивным стратегиям, состояниям или ошибкам из приведенной выше типологии. Назовем такие индикаторы цифровыми маркерами.

Цифровой маркер – это не сама ошибка, а ее измеряемое поведенческое «эхо». Рассмотрим несколько потенциальных маркеров.

Маркер «туннельного зрения». Длительная фиксация взгляда (например, более 15 секунд) на одном элементе интерфейса (одна камера, один участок карты) при одновременном появлении и игнорировании визуальном или аудиально заметных тревожных сигналов в других зонах экрана.

Маркер «когнитивной перегрузки». Резкое увеличение энтропии в действиях оператора – хаотичное, нецеленаправленное переключение между экранами и вкладками, частые повторные действия (например, многократный вызов одной и той же камеры), увеличенное время между обнаружением инцидента и первым управляющим действием.

Маркер «склонности к подтверждению». Последовательность действий, при которой оператор после выдвижения первичной гипотезы (зафиксированной по протоколу «мысли вслух») просматривает только те источники данных, которые могут ее подтвердить, систематически игнорируя информацию, способную ее опровергнуть (например, просматривает 3 камеры, показывающие затор, но не открывает текстовое сообщение от дорожного патруля о поломке).

Этап 3. Алгоритмическое моделирование. На данном этапе идентифицированные цифровые маркеры используются для обучения алгоритмической модели. Цель этой модели – анализировать в реальном времени поток поведенческих данных от оператора и оценивать вероятность его нахождения в том или ином когнитивном состоянии, предрасполагающем к ошибке. Для решения этой задачи могут применяться различные методы машинного обучения, в частности, *рекуррентные нейронные сети (RNN, LSTM)*, хорошо подходящие для анализа временных последовательностей (траектория взгляда, порядок кликов), или *Байесовские сети доверия*, позволяющие моделировать вероятностные связи между маркерами и когнитивными состояниями.

Этап 4. Адаптивные интервенции. Завершающий этап реализует принцип замкнутого контура когнитивной поддержки, где система на основе идентифицированных цифровых маркеров динамически корректирует взаимодействие «человек–машина» для смягчения когнитивных искажений, который включает в себя набор следующих адаптивных интервенций.

Подсветка игнорируемых зон представляет собой нейроэргономическую интервенцию, направленную на компенсацию селективного внимания (например, туннельного зрения). Система детектирует устойчивую фиксацию взгляда на ограниченной области интерфейса и пропуск релевантных стимулов в других зонах, после чего активирует значимые визуальные или аудиальные сигналы (например, пульсирующие подсветки на карте ЦУДД). Это стимулирует согласованные движения глаз оператора к упущенным элементам, используя механизм ориентировочной реакции для перераспределения когнитивных ресурсов.

Упрощение интерфейса – это адаптация рабочего пространства, которая помогает оператору справиться с перегрузкой, когда система замечает признаки хаотичного поведения (например, когда человек начинает бесцельно переключаться между разделами экрана). В таких случаях система автоматически настраивает отображение информации: скрывает лишние кнопки и элементы управления, собирает вместе связанные данные или переключает экран в специальный упрощенный режим. Такой подход уменьшает нагрузку на оператора за счет двух основных механизмов: во-первых, убирает с экрана отвлекающие и ненужные в данный момент элементы (визуальный шум), а во-вторых, располагает важную информацию компактно и логично (когда связанные элементы находятся рядом). Эффективность этого метода подтверждается исследованиями в области теории

когнитивной нагрузки (cognitive load theory), которая изучает, как люди воспринимают и обрабатывают информацию в условиях ограниченных возможностей внимания и памяти [10].

Альтернативные гипотезы – дает возможность системе «видеть», что оператор заиклен на одной идее и игнорирует факты, которые ей противоречат. Тогда она подсказывает ему: либо показывает пропущенные важные данные («Ты не посмотрел датчик X»), либо предлагает другое объяснение ситуации («Может, пробка из-за сломанного светофора?»). Это помогает оператору взглянуть на проблему шире и избежать ошибки.

В целом на концептуальном уровне работа модели заключается в вычислении вероятности состояния S при наличии набора наблюдаемых маркеров $\{M\}$:

$$P(S | \{M_1, M_2, \dots, M_n\}),$$

где S может быть, например, состоянием «туннельное зрение» или «когнитивная перегрузка».

Принципиально важно, как система реагирует, когда эта вероятность превышает заданный порог. Вместо резкого сообщения «ОШИБКА!», которое лишь увеличит стресс, СППР нового поколения должна осуществлять мягкие, контекстно-зависимые адаптивные интервенции.

При угрозе «туннельного зрения» система может не выводить предупреждение, а подсветить другой, игнорируемый, но важный участок на карте или автоматически вывести на дополнительный экран изображение с релевантной камеры из той зоны, куда оператор не смотрит.

При подозрении на «склонность к подтверждению» система может проактивно предложить альтернативную гипотезу в виде вопроса: «Замедление трафика может быть вызвано не только затором, но и остановившимся автомобилем. Проверить данные от патрульной службы?».

При обнаружении маркеров «когнитивной перегрузки» система может применить адаптивное упрощение интерфейса – временно скрыть второстепенные, не относящиеся к текущему инциденту данные, и предложить оператору пошаговый план действий в строгом соответствии с утвержденным регламентом, снижая необходимость импровизировать в стрессовой ситуации.

Предлагаемый подход (сбор данных → идентификация маркеров → алгоритмическое моделирование → адаптивная интервенция) напрямую соединяет достижения когнитивной психологии и эргономики с современными методами Data Science. Эта методология смещает фокус с анализа транспортной системы как таковой на анализ системы «человек–машина», а предложенная концепция цифровых маркеров когнитивных состояний закладывает технологический фундамент для создания проактивных и человекоориентированных систем поддержки принятия решений.

Заключение. В настоящей статье обосновывается необходимость перехода к когнитивно-ориентированным СППР для ЦУДД, преодолевающим ограничения традиционных подходов. Предлагаемая трехэтапная методология включает: разработку типологии когнитивных ошибок в ИТС, выявление поведенческих индикаторов состояний на основе мультимодальных данных симуляторов и применение моделей машинного обучения для проактивного распознавания риска ошибок. При этом предложено использование цифровых маркеров для перехода от реактивной к проактивной поддержке, предотвращающей ошибки до их возникновения. Внедрение таких систем повысит безопасность, эффективность управления транспортом и снизит нагрузку на операторов, задавая стандарт для ИТС нового поколения.

ЛИТЕРАТУРА

1. Big data applications in intelligent transport systems: a bibliometric analysis and review / M. Hassan, Hr. D. Mahin, A. Al Nafees et al. // Discover Civil Engineering. – 2025. – Vol. 2(49). DOI: 10.1007/s44290-025-00205-z
2. Воронин В.М. Теория и практика человеко-машинных систем. – Екатеринбург: УрГУПС, 2014. – 67 с.
3. Душкин Р.В. Интеллектуальные транспортные системы. – М.: ДМК Пресс, 2020. – 282 с.
4. Data-Driven Intelligent Transportation Systems: A Survey / J. Zhang, F.-Y. Wang, K. Wang et al. // IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems. – 2011. – Vol. 12, № 4. – P. 1624–1639. DOI: 10.1109/TITS.2011.2158001
5. Reason J. Human Error: Models and Management // BMJ. – 2000. – Vol. 320, № 7237. – P. 768–770. DOI: 10.1136/bmj.320.7237.768
6. Захаров П., Пересыпкин С. Культура безопасности труда: Человеческий фактор в ракурсе международных практик. – М.: Интеллект. Лит., 2019. – 128 с.
7. Norman D. A. The Design of Everyday Things. – New York: Basic Books, 2013. – 347 p.
8. Tversky A., Kahneman D. Judgment under Uncertainty: Heuristics and Biases // Science. – 1974. – Vol. 185, № 4157. – P. 1124–1131. – URL: https://sites.socsci.uci.edu/~bskyrms/bio/readings/tversky_k_heuristics_biases.pdf (Date of access: 17.07.2025).
9. Ericsson K.A., Simon H.A. Protocol Analysis: Verbal Reports as Data // Psychological Review. – 1980. – Vol. 87. – P. 215–251.
10. Sweller J., Merrienboer J. J. G. van, Paas F. G. W. C. Cognitive architecture and instructional design // Educational Psychology Review. – 1998. – № 10(3). – P. 251–296.

Поступила 10.11.2025

**DEVELOPMENT OF ALGORITHMS FOR COGNITIVE DECISION SUPPORT
BY INTELLIGENT TRANSPORT SYSTEMS OPERATORS
BASED ON THE ANALYSIS OF TYPICAL STRATEGIES AND THINKING ERRORS**

S. BOGDANOVICH

(Belarusian National Technical University, Minsk)

P. BALTRUKOVICH

(Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics, Minsk)

The problem of human error in the control loop of intelligent transport systems is considered. The necessity of transition from traditional data-oriented decision support systems to a new class of systems capable of identifying the cognitive state of the operator, his strategies and predisposition to errors in real time is substantiated. A methodological approach to the development of such systems is proposed, based on the creation of a typology of cognitive errors, identification of their digital markers in the operator's behavior and the use of machine learning algorithms for the implementation of adaptive support interventions.

Keywords: *intelligent transport systems, operator, error, cognitive load, decision support system, human-machine interface.*