

См. обсуждения, статистику и профили авторов для этой публикации по адресу: <https://www.researchgate.net/publication/339247197>.

Калибровка устойчивости в полевых условиях для интеллектуальных мониторов качества воздуха

Статья · Февраль 2020 г.

DOI: 10.1016/j.snb.2020.127869

ЦИТАТЫ

26

5 авторов, в том числе:



Саверио Де Вито

ВДНХ

137 ПУБЛИКАЦИИ 1603 ЦИТАТЫ

[СМОТРЕТЬ ПРОФИЛЬ](#)



Филипп Шнайдер

Норвежский институт исследований воздуха

75 ПУБЛИКАЦИИ 3326 ЦИТАТОВ

[СМОТРЕТЬ ПРОФИЛЬ](#)

ЧИТАЕТ

344



Елена Эспозито

ВДНХ, Портичи, Италия

48 ПУБЛИКАЦИИ 686 ЦИТАТОВ

[СМОТРЕТЬ ПРОФИЛЬ](#)



Алена Бартонова

Норвежский институт исследований воздуха

177 ПУБЛИКАЦИИ 3585 ЦИТАТОВ

[СМОТРЕТЬ ПРОФИЛЬ](#)

Некоторые авторы этой публикации также работают над следующими родственными проектами:



HENVINET [Посмотреть проект](#)



CitySatAir [Посмотреть проект](#)

О надежности

Калибровка в полевых условиях для

интеллектуальных мониторов качества воздуха

Саверио Де Вито¹, Елена Эспозито¹, Нурия Кастелл², Филипп Шнайдер², А. Бартонова²¹Smart Network Division, ENEA, P. le E. Fermi, 1, 80055, Портичи, Неаполь²NILU - Норвежский институт исследований воздуха, N-2007 Кьеллер, Норвегия

Абстрактный.

Надежность характеристик мультисенсоров качества воздуха (AQM), откалиброванных в полевых условиях, для долгосрочная и / или мобильная работа все еще обсуждается. Хотя точность в целом превосходит модель лабораторных калибровок, результаты экспериментов показывают, что модели полевой калибровки не могут поддерживать оптимальные эксплуатационные характеристики из-за изменения за того, что они происходят в рабочих условиях. Среди них наиболее актуальными считаются перемещение калиброванных мультисенсорных платформ и дрейф сенсоров.

В этой работе мы хотим дать ответ на общий вопрос полевой калибровки. Надежность анализа теоретических основ и предоставление инструментов для определения основных факторов, влияющих на производительность. В частности, используя вероятность распределения целевого и мешающего газа, а также переменных окружающей среды, измеряются различия между условиями калибровки и рабочей фазы.

предоставляется для количественной фиксации происходящих изменений. Несколько узлов за 6 месяцев набор данных, включающий события перемещения узлов на нескольких сайтах, был обработан для получения нелинейных многомерных полевых калибровок, устойчивость которых к изменению условия были проанализированы. Кульбак-Лейблер, Евклидово и Хеллингеровское несходство измерения коррелируют с зарегистрированным снижением производительности. Результаты показать, что количественная оценка изменений распределения вероятностей релевантных факторов позволяет объяснять и прогнозировать характеристики моделей калибровки на основе полевых данных. Они также подчеркивает роль концептуальных дрейфов в объяснении полевых характеристик, улучшающих наши возможность выбора оптимальных условий, в которых должна производиться полевая калибровка. Наконец, интеллектуальные мониторы качества воздуха теперь могут самостоятельно определять необходимость повторной калибровки.

Ключевые слова. Надежность полевой калибровки; Мобильные мультисенсорные платформы качества воздуха; Перемещение датчиков; Дрейф концепции; Обучение в динамических средах.

1. Введение

Интеллектуальные мониторы качества воздуха, в основном основанные на твердотельных микродатчиках, получают

возрастающий интерес со стороны широкой публики. Это связано, прежде всего, с их способность действовать в качестве всепроникающих часовых, позволяющих оценить личное воздействие воздуха загрязняющие вещества (см. [1-2,26]), первоочередная проблема для населения в целом и особенно для тем, кто живет в городской среде. На самом деле, доля общей экспозиции, причитающаяся к загрязнителям воздуха считается чрезвычайно важным при определении уровня заболеваемости несколько тяжелых заболеваний, таких как инсульты, сердечно-сосудистые заболевания, астма, ХОБЛ и т. д. [3,24,25]. Помимо носимых/портативных систем, стационарные мультисенсорные платформы будут также играть важную роль в расширении информации для граждан и политики производитель. Должны ли мы быть в состоянии согласовать данные, предоставляемые такими разными системами и классические модельные подходы, мы были бы способны построить высокое пространство и время карты разрешения, которые позволят оценить качество воздуха для экспозиции приложения для мониторинга, прогнозирования текущей погоды и прогнозные сценарии с беспрецедентным точность и, следовательно, значение [4,5].

К сожалению, большинство интеллектуальных систем AQM в настоящее время продаются без каких-либо гарантий. на точность данных и прецизионность [6]. Кроме того, исходные данные обычно недоступны для Постобработка.

Хорошо известно, что химические датчики, а также датчики твердых частиц подвержены влиянию долгосрочный дрейф, помехи и нелинейности. Для последнего требуется лаборатория. процедуры калибровки для использования нескольких уставок для полного описания датчиков кривая отклика. Отсутствие избирательности вызывает несколько нежелательных факторов, таких как нецелевые газы и условия окружающей среды, чтобы вызвать значительный негативный отклик мешающие реакции на номинальную цель. Набор целевых газов, не целевой газ и вещества, влияющие на окружающую среду, в дальнейшем вместе именуются силовики

Для коррекции помех применяются схемы коррекции, основанные на регрессии количество силовых факторов (нелинейно), влияющих на отклики сенсора, обычно таково. важно то, что полная процедура калибровки в лаборатории кажется просто невыполнимой. Более того, отсутствие воспроизводимости при изготовлении датчиков требует специальной калибровки для каждый мультисенсор умножает общие затраты, в то время как технология передачи калибровки все еще для предоставления доказательств масштабируемости. Упрощенные процедуры калибровки сохраняют высокую стоимость со значительным риском плохой работы в полевых условиях. Шнайдер и др. [4] показали, как откалиброванное в лаборатории устройство, калибровочная модель которого была разработана с учетом температурной зависимости коррекция все же оказала негативное влияние в зависимости от различных погодных условий, возникающих в полевых условиях.

В дополнение к лабораторной калибровке можно получить модели в Полевая калибровка путем совместного анализа данных мультисенсоров и концентраций загрязняющих веществ, измеренных совмещенные эталонные анализаторы. Эта методология предлагает жизнеспособное решение для получения точные прогнозы концентрации загрязняющих веществ, позволяющие рассчитывать модели, которые хорошо описывать поведение поля мультисенсоров. Результаты настолько впечатляющие, что Боррего и др. [7] показали, что, по крайней мере, для краткосрочных периодов мультисенсоры уже могут соответствовать (DQO), установленным в Еврейским Союза в директиве 2008 г., фактически квалифицирующей выборочные данные для дополнения разреженная регулирующая сеть мониторинга AQ. Однако устойчивость поля калибровка до сих пор обсуждается.

На самом деле, несколько факторов могут негативно повлиять на эффективность мультисенсорной калибровки в полевых условиях. Изменения условий окружающей среды и местного состава атмосферы естественного или антропогенного происхождения, а также дрейф датчиков ставят под сомнение их надежность для эффективного развертывания в полевых условиях. Это особенно очевидно для не-параметрических калибровочных моделей.

Представляем основной смысл нашей работы: чтобы справиться с изменчивостью полевых условий и перекрестной чувствительностью, калибровочная модель должна быть в идеале обучена на достаточном количестве данных, чтобы охватить все значимые конфигурации значений сил ¹ ~~и многообразий~~ 1. Автоматизированный обучающийся может получить полное знание о влиянии всех соответствующих факторов на отклик датчика, а также может полностью освоить функцию калибровки. Наоборот, если предоставить ограниченное количество образцов, результирующая модель может быть неполной. Более того, он может узнать ложные или, по крайней мере, временные корреляции между реакциями форсеров и сенсоров из-за особых условий, возникающих в пространстве и времени. Полученная модель не сможет выжить при значительных изменениях соответствующих условий. К сожалению, они часто происходят во времени, по крайней мере, в зависимости от сезона (например, погодные условия) или в связи с изменением деятельности человека. В пространственном измерении, удаляясь от места калибровки, условия могут сильно измениться, например, из-за резко отличающихся условий движения автомобилей.

Потеря точности из-за неполноты модели связана с так называемыми эффектами «дрейфа концепции», в отличие от эффектов дрейфа сенсора из-за старения и отравления сенсора.

Недавно некоторые авторы, в том числе De Vito [8,9,15], Zimmermann et al. [10], Кросс и др. [11], Spinnelle et al. [12], Nagan [14], хотя и выступают за использование полевой многомерной калибровки, предупреждает практиков о некоторых из этих возможных эффектов.

Де Вито и др. продемонстрировали признаки восстановления долгосрочных эффектов дрейфа по мере приближения к сезону, в котором их мультисенсор был первоначально откалиброван в полевых условиях [8], тем самым подчеркнув циклостационарность в характеристиках. Spinnelle et al. предупредили о ложных или локальных корреляциях и посоветовали не использовать датчики, нацеленные на виды (прокси), которые показывают высокую корреляцию с целевым газом, используя точную схему предварительного выбора признаков [12]. Эта корреляция, очевидно, зависит от состава атмосферы и может исчезать или изменяться по интенсивности при удалении от места калибровки. Кросс и др.

определили температуру как основной источник помех для электрохимических датчиков Alphasense по отношению к влажности и утверждали, что изменения диапазона переменных окружающей среды могут быть основным источником ошибок калибровки в отношении самого дрейфа датчика во время длительных полевых операций [11].

Большинство этих исследований проводятся с использованием одного или нескольких мультисенсорных устройств, и, следовательно, их возможности обобщения могут быть ограничены. Полевые знания могут быть улучшены за счет развертывания нескольких устройств в полевых условиях в течение нескольких сезонов и коллективного анализа характеристик устройств с течением времени. Кордеро и др. [22], например, попытались разработать модель мультилинейной регрессии для полевой калибровки нескольких модулей AqMesh [23] и оценки значимости нецелевых и мешающих газов с помощью современных статистических тестов. Они учитывают ограниченное влияние температуры, но эти результаты могут быть связаны с нелинейностью

¹ В статье мы будем использовать термин ~~многообразие~~ обратиться к многомерное пространственное подмножество, содержащее конфигурации значений форсировщиков.

влияние температуры, указанное в технических описаниях принятых датчиков [21] или ограниченное оперативное время.

Практики часто связывают надежность полевой калибровки с проблемами местоположения. Немного исследования, однако, анализируют производительность, когда сенсорные узлы работают в другом месте относительно места полевой калибровки. Весной и летом 2017 года наша исследовательская группа исследовала зависимость характеристик полевых

калибровки в городе Осло [13]. Удивительно, но мы не наблюдали значительных различия в производительности перемещенных мультисенсоров и тех, которые продолжал работать на калибровочном участке. Вместо этого сезонные изменения средних значений форсеры негативно повлияли на производительность всех узлов, независимо от их расположение. Позже в том же году Nagan et al. подчеркнул актуальность

изменение диапазона целевого газа при определении эффективности схемы полевой калибровки [14]. В 2018 году Кейси и Ханниган получили результаты, показывающие, как загрязнитель изменения состава выбросов вызвали снижение производительности в условиях полевой калибровки. мультисенсорные устройства [17]. Мэйси и др. [18], изучали временную производительность поведение поля, откалиброванного снова, как правило, приписываемое дрейфу датчиков и диапазон концентраций изменяет потерю качества калибровки. Они предлагают постепенно расширяйте набор калибровочных данных с помощью периодических измерений колокации период. Хотя этот подход очень эффективен, он увеличит затраты на калибровку и создаст проблемы. риск (или даже если последовательно катастрофическая интерференция катастрофическое забывание обучения) эффекты, о которых часто сообщают при обучении в нестационарной среде [19,20].

Эти работы ясно высветили роль дрейфа понятий в определении характеристики откалиброванных в полевых условиях мониторов AQ, однако, насколько нам известно, ни один из них не анализировал теоретические основы лежащих в основе явлений, ни они попытались количественно исследовать своих водителей. В то же время они предложил провести дополнительные эксперименты для выяснения надежности стратегии полевой калибровки. Действительно ясно, что нам нужно создать новый теоретическая эталонная модель для кодирования этих аспектов. Это знание, по сути, иметь первостепенное значение, особенно для разработки эффективных стратегий калибровки для мобильных или стационарных долгосрочных развертываний на базе будущего плотного качества воздуха сети мониторинга и открытые мониторы. Вследствие этого в данной работе мы будем сосредоточиться на следующих целях:

а) Внедрение теоретической модели для количественного анализа и прогнозирования надежность калибровочной модели в нестационарных условиях, определяющая основные драйверы производительности. На наш взгляд, охваченные калибровочными точками данные становится решающим при определении устойчивости калибровочной функции к изменяющемуся полю условия. В частности, мы проанализируем различия между статистическими распределение соответствующих форсеров во время обучения калибровке и полевых работ для объяснить общую производительность. Сформулируем гипотезу о том, что распределение разница постоянно и отрицательно коррелирует с эффективностью калибровки. Эти знания, следовательно, помогут понять наилучшие условия для полевых работ. выбор мест калибровки. В результате это позволит мультисенсору оценить его текущую точность и предвидеть необходимость повторной калибровки.

б) Проверка введенной модели и гипотезы с использованием набора данных, включающего несколько

устройства работали в разных местах в течение нескольких месяцев с постоянным наличие наземных достоверных данных нормативного уровня о концентрациях загрязняющих веществ и погодные условия. Целевой газ и первичный источник помех будут выбраны для исследовать взаимосвязь между изменениями распределения и показателями эффективности.

В следующих разделах описаны предыстория и экспериментальная установка.

В частности, сначала мы представляем экспериментальную кампанию, на основе которой мы разработали наш предварительный анализ вместе с мотивационным обзором наиболее связанных работ.

Теоретическая основа и описание методологии следуют сразу после. Результаты подробно и обсуждено в Разделе 4. Наконец, выводы сделаны в Разделе 5.

2. Задний план

2.1. Набор данных: мультисенсорное устройство и описание кампании по развертыванию

Набор данных, проанализированный в этой работе, был извлечен из кампании звукозаписи.

проведено NILU с использованием 24 мультисенсорных платформ AQMesh [4,23]. Эти AQMesh мультисенсорные устройства, развернутые в Осло более 6 месяцев, были оснащены

Датчики NO, NO₂, O₃, CO, PM_{2.5} и PM₁₀, а также датчики температуры (T) и относительного

Датчики влажности (RH). В частности, все возможности обнаружения газов были основаны на

Alphasense Электрохимические датчики. Сообщается об электрохимических датчиках Alphasense.

по нескольким исследованиям, чтобы быть одним из лучших в полевых условиях [7], хотя

зависит от медленного отклика [9] и влияния температуры [11] и нецелевого

газы [21]. Таблицы данных доступны по ссылке [21]. Капсулы AQMesh продаются с завода

производная калибровка, которая частично корректирует перекрестную чувствительность, хотя температура

интерференция все еще может быть значительной, как показано в [4]. Однако в этой работе мы выставаем

откалибровали блоки по совмещенным эталонным станциям для достижения оптимальных характеристик.

На самом деле, 24 платформы были совмещены на опорной станции AQM в

Киркевейен-роуд с апреля по июнь 2015 года. Затем часть из них была перемещена на 3

другие различные регулирующие контрольные станции в Осло. В частности, 5 стручков было

переехал на Akebergveien Rd, 4 капсулы на Manglerud Rd и 4 капсулы на Alnabru Rd.

(Рисунок 1). Последние в данном исследовании не используются из-за критической неисправности.

Станции Kierkeveien и Manglerud расположены рядом с интенсивным движением транспорта, в то время как

Станция Акебергвейен расположена на пересечении двух улиц с низким и средним

трафик. Более подробная информация о размещении датчиков и локальном загрязнении воздуха

оценки доступны в [4]. Этот параметр позволял размещать все модули вместе.

по крайней мере, с опорной станцией на протяжении всего времени развертывания. Нам, что

означало возможность иметь доступ к истинным или, лучше сказать, к высокой точности, уровням концентрации

со станции нормативного уровня в любое время. Справочные данные

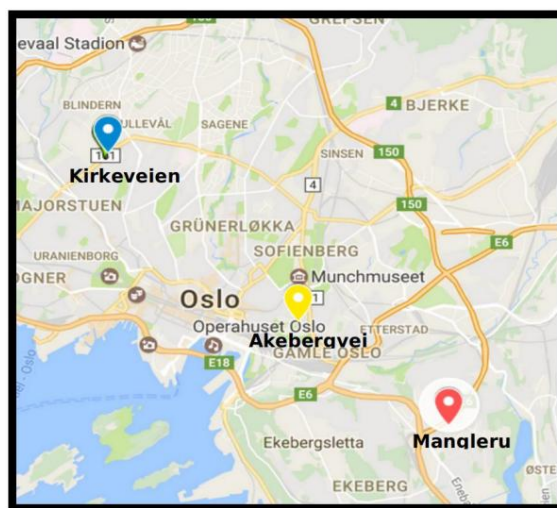
на самом деле использовались для обучения калибровке под наблюдением. Обратите внимание, что в то время как NO₂

справочные данные были доступны на всех опорных станциях, справочные данные по O₃ были

доступен только на Kierkeveien rd. станция.

Кроме того, несколько модулей экспериментировали с устойчивыми потерями данных. Для наших исследований мы приняли во внимание только 12 из 24 подов, фактически те, для которых

было больше данных. Чтобы сбалансировать пространственную композицию, 4 узла были выбраны среди тех, что остались в Киркевейене, 4 узла были выбраны среди тех, которые были перемещены из Киркевейена в Акебергвейен, и 4 были выбраны среди тех, которые были перемещены на Manglerud Rd. (для краткого изложения рассмотренного узлы AQMesh, см. Таблицу 1.)



Фигура 1: Места размещения сенсорных узлов (модулей) и опорных станций в городе Осло.

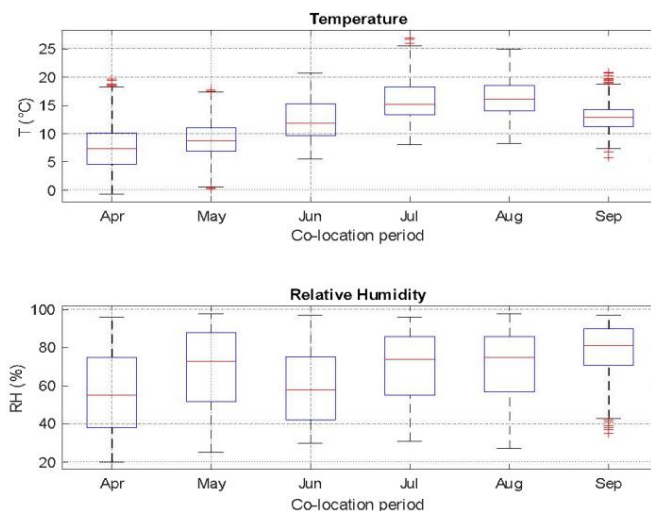
Платформа	Наблюдаемые виды/параметры	Окончательное местоположение (начиная с июля 2017 г.)	Количество записанных образцы (среднечасовые)
715150	CO, NO, NO2, O3, PM2.5, PM10, T, RH	Kirkeveien rd., Стационарная капсула	3061 час
764150	CO, NO, NO2, O3, PM2.5, PM10, T, <small>Правая сторона</small>	Kirkeveien rd., Стационарная капсула	2924 часа
785150	CO, NO, NO2, O3, PM2.5, PM10, T, <small>Правая сторона</small>	Kirkeveien rd., Стационарная капсула	2893 часа
849150	CO, NO, NO2, O3, PM2.5, PM10, T, <small>Правая сторона</small>	Kirkeveien rd., Стационарная капсула	2915 часов
712150	NO, NO2, PM2.5, PM10, T, RH	Переехал на Akebergveien Rd.	1151 час.
743150	NO, NO2, PM2.5, PM10, T, RH	Переехал на Akebergveien Rd.	2764 часа
828150	NO, NO2, PM2.5, PM10, T, RH	Переехал на Akebergveien Rd.	29:30
850150	NO, NO2, PM2.5, PM10, T, RH	Переехал на Akebergveien Rd.	2974 часа
718150	NO, NO2, PM2.5, PM10, T, RH	Переехал на Manglerud Rd.	3119 часов
737150	NO, NO2, PM2.5, PM10, T, RH	Переехал на Manglerud Rd.	29:05 часов
751150	NO, NO2, PM2.5, PM10, T, правая сторона	Переехал на Manglerud Rd.	2833 часа
856150	HET, NO2, PM2.5, PM10, T, правая сторона	Переехал на Manglerud Rd.	3064 часа

Таблица узлов AQMesh вместе с их составом и стратегией позиционирования в наборе данных 1: Сводка использовала оценки.

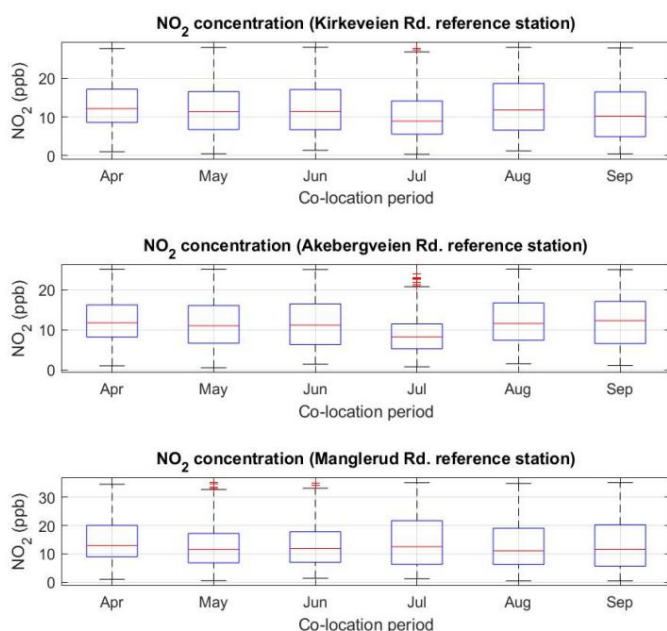
В

2.2. Мотивация и сопутствующие работы

Мотивация для оценки факторов производительности при полевой калибровке исходит из более ранних исследований, которые показали, трудно интерпретировать. На предварительном следствии мы откалиброванные мультисенсорные узлы (модули) AQMesh с использованием данных полевых датчиков и данные станций нормативного качества, записанные во время ранее описанной кампании. Неглубокие нейронные сети были обучены с помощью этих данных, чтобы служить в качестве калибровки. функция [13]. В частности, стручки были откалиброваны по NO₂ с использованием данных, записанных при их локализации на Kirkeveien rd. (с 13 апреля по 31 мая) в Осло. Производительность оценивалась с использованием данных, записанных впоследствии (4 10-дневных периода от с 1 июня по 10 сентября), когда часть капсул была перемещена на разные улицы. (Мангеруд-р. и Акеберг-р.) в совместном размещении с другим нормативным классом инструмент. Полученные результаты показали сложную картину, не позволившую прямолинейная интерпретация. Наши исследования показали, что независимо от положение стручков можно наблюдать аналогичное поведение, т.е. ухудшение показателей в середине лета. Собственно, мы заметили, что как стационарные, так и перемещенные узлы пострадали от ухудшения корреляции индекс между оценками датчиков и истинными концентрациями NO₂, полученными с помощью расположенных рядом опорных станций. Удивительно, но стационарные капсулы, оставшиеся на Киркевейен-роуд, за весь период сбора данных не показали наилучших относительных показателей. Мы заметили, что в течение летних недель в Осло средние температуры значительно выше, чем на этапе обучения (см. рис.2а,б). В тот же период медиана концентрации NO₂ несколько снизилась на улице Манглеруд. и на Кьеркевейен ул. участках (см. рис.2с,d,e), за счет снижения антропогенных выбросов (т.е. автомобильного движения) летом (см. [4]). В последние недели развёртывания температура снижено, приближаясь к уровням, зафиксированным на этапе тренировки и производительности соответственно улучшилось. Мы графически сравнили изменения температуры с наблюдаемые показатели, демонстрирующие интересную корреляцию между показателями ухудшение и повышение температуры [13].



(a, б)



(в, г, д)

Рисунок 2. Коробчатая диаграмма часовых усредненных концентраций температуры (T) и относительной влажности (RH) во время совместного размещения Пирсона между двумя переменными рассчитанный по всему периоду развертывания, оказался отрицательным ($r = -0,36$). (c, d, e) Коробчатая диаграмма почасовых усредненным концентрациям NO₂, зарегистрированным на трех станциях в течение развертывания.

Этот предварительный анализ подтвердил первостепенную роль природных и антропогенных факторов. изменения распределения форсирующих факторов (дрейф концепций) в определении производительности калиброванные узлы, подвергающиеся долгосрочному развертыванию и/или перемещению узлов. Простой переезд, очевидно, не обязательно ведет к снижению производительности, если только происходит существенное изменение соответствующих условий. Они, в свою очередь, в зависимости от шкала времени развертывания, может преобладать дрейф датчиков как основная причина точности потери.

Фактически, Эспозито и др. [9] в 2016 г. (развертывание на одной площадке в течение 5 месяцев, нацеленное на NO₂

тренировочный многообразие, плотность, имеет местное значение.

3. Методы

3.1. Теоретическая и прикладная основа инструментов различия дистрибутивов

Чтобы количественно проверить релевантность гипотезы сходства распределения, Крайне важно выбрать набор инструментов, которые могут надлежащим образом описать сходство и суммировать различия между двумя функциями распределения вероятностей, обнаруживающими изменение. В связи с этим в системе были предложены десятки различных операторов. последние десятилетия. Таксономическая попытка была сделана Ча в [34]. Среди наиболее интересны операторы, принадлежащие к последнему ф-дивергенции [30,31]. гибкое семейство неотрицательных мер различий, сравнивающих два функции распределения вероятностей, скажем, по всей их поддержке Φ , в частности взвешивание их отношения шансов с использованием определенной функции Φ

$$D_f(P \parallel Q) = \int_{\Omega} f\left(\frac{p(x)}{q(x)}\right) q(x) d\mu(x) \quad (1)$$

Они особенно подходят для наших целей, так как не создают особых предположения об исходных распределениях данных и, следовательно, могут использоваться для форсеров принадлежащие к другому и/или неустановленному распределению.

Различные варианты функций Φ генерирует различные операторы. Конкретно, замена

$$f(x) = x \log(x) \quad (2)$$

в (1) генерирует

Расхождение Кульбака-Лейблера

(КЛ) оператор:

$$D_{KL}(P \parallel Q) = \int P(x) \log \left(\frac{P(x)}{Q(x)} \right) dx \quad (3)$$

Дивергенция KL обеспечивает меру того, насколько одно распределение вероятностей отличается от второго, ожидаемого распределения вероятностей. Как и любая f-дивергенция, она неотрицательна и принимают нулевое значение только при $P(x) = Q(x)$ почти везде. дивергенция обычно рассматривается как мера расстояния между вероятностью распределения, хотя он точно не определяет геометрическое. На самом деле свойство симметрии и неравенство треугольника, обязательные требования в данном случае, не выполняются. не выполняется для дивергенции KL. Точнее, он определяет меру несходства. Он широко используется в теории информации и машинном обучении, где он используется для вычислить прирост информации, достигнутый при распределении используется для оценки

Хеллингера расстояние (см. [32]), $H(P, Q)$ который также является f-дивергенция, генерируется:

$$f(x) = (\sqrt{x} - 1)^2 \quad (4)$$

и, следовательно, определяется как:

$$H^2(P||Q) = \frac{1}{2} \int (\sqrt{P(x)} - \sqrt{Q(x)})^2 dx \quad (5)$$

В отличие от дивергенции KL, дивергенция Хеллингера также определяет метрику, правильно учитывает расстояния. Он должен принимать значение в диапазоне $[0, 1]$ с 1 представляющие собой два совершенно разных распределения. Расстояние Хеллингера было ранее предлагалось для решения задач машинного обучения при работе в динамические среды; Дитцлер и Поликар фактически использовали одномерное расстояние Хеллингера между распределениями отдельных признаков для их концептуального детектора дрейфа в нестационарных среды [32].

Расстояние Минковского L_p дополняет набор анализируемых показателей несходства. В частности, мы используем классическое евклидово расстояние, определяемое как

$$D_{Euc}(P||Q) = \int (P(x) - Q(x))^2 dx \quad (6)$$

Подводя итог, принимаются во внимание три различных показателя несхожести. То первых двух (К.Л., Хеллингера) отличается от фактов тем, что только второй правильно учитывает для расстояния, также связанного со значением. Будучи асимметричным, расхождение KL благоприятствует условия, в которых, расстояние Хеллингера, вместо этого рассматривает два распределения поровну, штрафует все различия. Наконец, мы также использовали простое евклидово расстояние, которое не является дивергенцией, а возвращает геометрическое оценка различий, которая более чувствительна к локализованным различиям. Комбинированный использование этих трех различных математических операторов (см. рис. 3) будет способствовать более полную оценку нашей гипотезы.

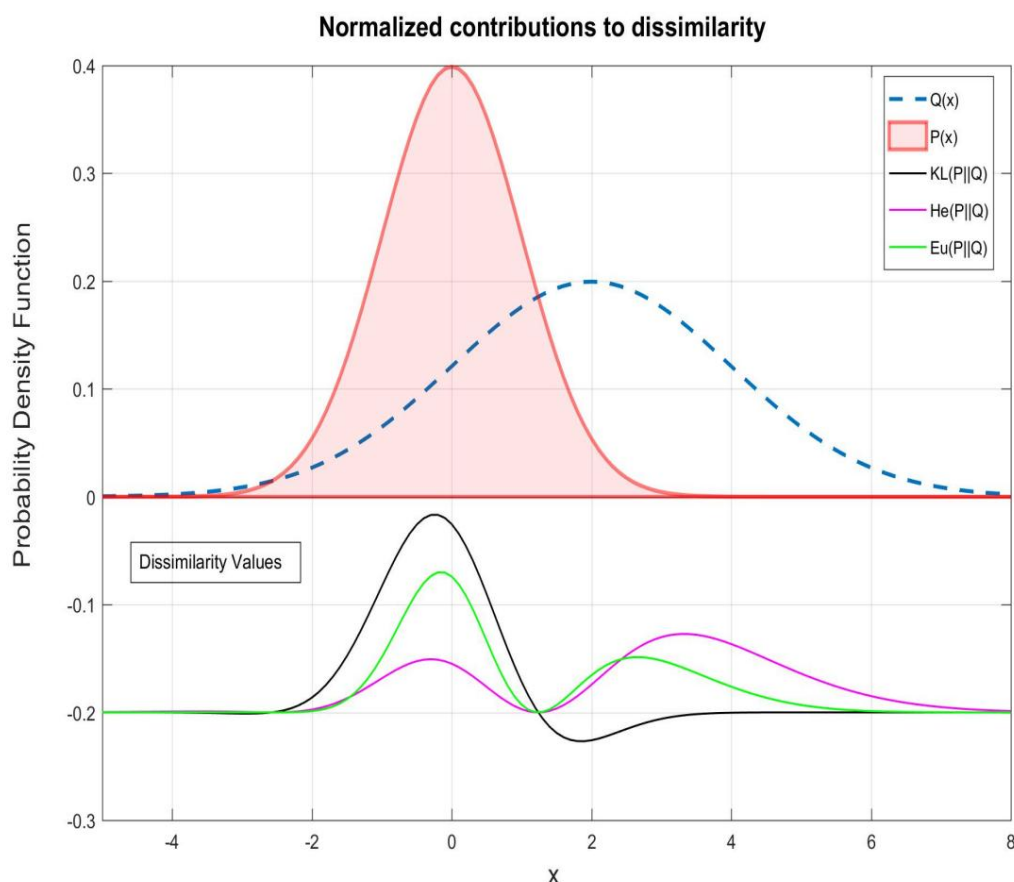


Рисунок 3: Подынтегральные значения KL, интегрального расстояния Хеллингера и Евклида при сравнении $N(0,1)$ и $N(2,2)$ гауссовых функций плотности вероятности. Обратите внимание, что значения были смещены и изменены для улучшения изображения. для удобочитаемости и поддержки сравнений.

В дальнейшем соответствующая функция распределения вероятностей форсирующих факторов времени калибровки подставить в (9,5,6) и тестовое время, в свою очередь, подставить . Например, для дивергенции KL получим:

$$d_y = D_{KL}(y_{\text{calibration}} || y_{\text{test}}) \int_x^x y_{\text{calibration}}(x) \log \left(\frac{y_{\text{calibration}}(x)}{y_{\text{test}}(x)} \right) dx \quad (7)$$

где x представляет собой, используя упрощенную запись, вектор, сканирующий суставную опору калибровка и тестовое распределение вероятностей любого подмножества форсирующих факторов, соответственно уКалибровка а также уТест . Таким образом, используя KL-дивергенцию, мы могли бы фактически вычислить информация теряется, когда мы аппроксимируем фактическое распределение концентрации форсировщиков (например, NO₂ или T), как было бы записано на тестовом наборе с использованием набора, записанного на обучающий набор.

Очевидно, что для любой многоцелевой/мультисенсорной системы набор форсировщиков должен охватывать все целевые газы и все переменные, в отношении которых доказано или предполагается, что они мешают любому реакции датчиков.

Учитывая динамическую природу сенсорных систем, в некоторых случаях производная

переменная может быть рассмотрена среди соответствующих форсирующих факторов. Приведен конкретный пример по производной температуры, которые были предложены как имеющие отношение к влиянию электрохимические сенсорные ответы [9,11]. Панг и др. [27], также наблюдались кратковременные помехи от ступенчатых переходных процессов уровня ОВ, индуцированных в лабораторных условиях в электрохимические датчики. Однако полный анализ всех известных датчиков влияние интерференции выходит за рамки данной работы. Здесь мы ограничимся анализом несходства распределений вероятностей над многообразиями, описываемыми подмножеством силовики. К ним относится NO₂ в качестве целевого газа, контрольные показания которого всегда доступны в наборе данных, независимо от местоположения и времени, а также температуры. Последний, как упоминалось выше, считается основным экологическим мешающим фактором для анализируемых датчиков Alphasense EC. В настоящее время мы не включаем Ozone, не целевой газ, который оказался важным мешающим фактором для соответствующего датчика NO₂. Конечно, сравнение совместных распределений вероятностей форсировщиков может дать более точные результаты. полная картина дистрибутивов меняется. По этим причинам в нашем анализе мы также включены совместные распределения вероятностей. Поэтому в дальнейшем мы будем заменять у в (6) с дискретной функцией распределения вероятностей концентрации NO₂, а именно и их совместным распределением (NO₂), температуры, а именно $p(T)$ функция, B $p(NO_2, T)$.

в следующих разделах мы сопоставим значение этих показателей несходства с показатели эффективности оценки концентрации узлов. Таким образом, мы хотим показать зависимости эффективности полевой калибровки от различий между многомерное распределение сил на калибровочном и рабочем (испытательном) коллекторах.



3.2. Процедура оценки работоспособности мультисенсоров

В этом вкладе мы решили откалибровать мультисенсорные узлы с помощью Support Vector Regressor (SVR) как прототип калибровочной функции (см. [15]). Этот структурный Архитектура машинного обучения, основанная на минимизации рисков, характеризуется хорошими свойства обобщения и разреженность в представлении знаний [16,29]. SVR также позволяют уменьшить источники неопределенности в процедурах обучения модели связаны с нейронными сетями из-за процедуры инициализации случайных весов. В соответствии с выбором, сделанным в предыдущей главе, узлы мультисенсоров специально откалиброван по NO₂. Датчики NO₂, датчики температуры и относительной влажности показания используются в качестве входных данных SVR. Обратите внимание, что включая показания датчика окружающей среды позволяют скорректировать их влияние на отклик датчиков ЭК.

Показатели оценки концентрации оцениваются путем выбора нескольких калибровка а также тестовых данных устанавливается на протяжении всего времени развертывания. Точнее, для каждого модуля мы делим временную область на разные временные подмножества фиксированной длины (180 часов в час). образцы). После этого мы последовательно сканируем набор данных модуля, выбирая два последовательных подмножества для их использования в процедуре калибровки. Таким образом, каждый калибровочный набор



включает 360 образцов (15 дней). Две трети отобранных, калибровочный набор образцы были методом чередования, для собственно обучения((Обучающий набор), а другая треть набор проверки) были использованы для реализации выбора гиперпараметров процедура. В частности, был проведен выбор гиперпараметров модели SVR. реализуется оптимизационной процедурой. Таблица 2 сообщает, какие фактически учитывались гиперпараметры, наряду с соответствующими охватываемый диапазон значений.

	Функция ядра	Ограничение коробки	Масштаб ядра	Эпсилон
Выбранный диапазон	Радимальная базисная функция	$(2^0, 2^1, \dots, 2^5)$	$(2^0, 2^1, \dots, 2^5)$	(0,1:0,1:3)

Таблица 2: Диапазоны оптимизации гиперпараметров SVR.

Таким образом, каждая процедура обучения и оптимизации требовала $6 \times 6 \times 30 = 1080$ оценок. учет различных комбинаций гиперпараметров с целью минимизации ошибок на проверочном наборе. Для каждого выбора калибровочного набора мы циклически перебираем все оставшиеся временные подмножества, по одному, выбирая их для тестирования и окончательной производительности оценки (см. рис. 4); Таким образом, каждый тестовый набор состоит из 180 образцов (около неделю). Таким образом, мы можем исследовать все пространство всех возможных относительных сочетания времен года и взаимного расположения одиночных стручков в течение калибровка и соответствующий период испытаний. Таким образом, мы создаем реалистичные условия в члены многообразий и совместное распределение вероятностей форсеров, отражающее то, что могло бы происходят в реальных условиях для обоих приложений. В среднем каждый модуль генерировал 90 различных пар калибровочных/тестовых наборов, минимум 12 пар, максимум 120 пар и только один стручок, генерирующий менее 90 пар (стручок № 712150). Арифметически мы подсчитали общее количество 1 116 400 тренировок SVR. сессии.

Средняя абсолютная ошибка (MAE) была выбрана в качестве индекса оценки производительности. MAE является одним из наиболее важных и часто выбираемых показателей качества воздуха. оценка производительности мультисенсоров (см. [7]). Здесь он был рассчитан усреднение по всем выборкам каждой тестовой выборки абсолютной ошибки оценивания, т.е. абсолютная разница между почасовыми оценками SVR и часовым эталоном йи концентрации Я согласно данным расположенного рядом анализатора нормативной чистоты:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i| \quad (8)$$

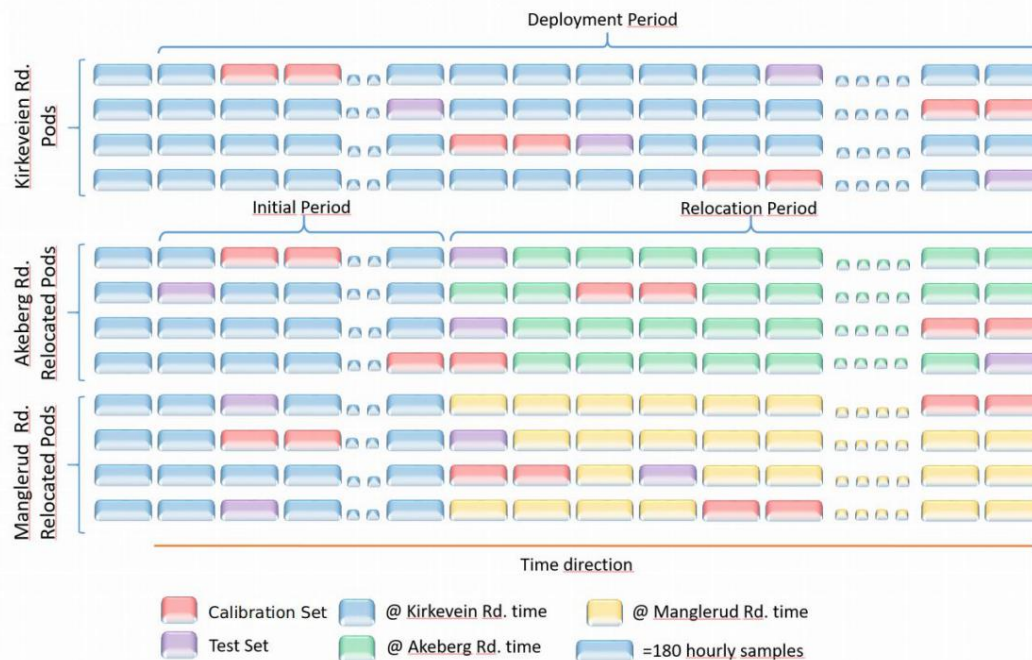


Рисунок 1. Графическое описание набора данных, включая расположение модулей, разделение калибровочного набора и тестового набора, и комбинированная процедура, используемая для получения функций калибровки на основе SVR.

3.3. Процедура проверки релевантности различий распределения

После оценки производительности был рассчитан индекс линейной корреляции Пирсона.

между тестовыми значениями MAE, связанными с каждой парой наборов калибровочный тест

индексы несхожести распределений оцениваются на одной и той же паре наборов. Конкретная цель

на самом деле, чтобы показать, что знание об изменении распределения форсировщиков между

калибровка и условия работы являются хорошим предиктором рабочих характеристик

процедуры полевой калибровки. Точнее, для каждой разной калибровки и теста

пары наборов, индекс MAE, полученный на образцах тестового набора, был

разделив его на значение MAE, полученное во время соответствующего калибровочного набора, в частности,

с использованием связанного с ним. Это позволило оценить сходную

производительность на отдельном, но идеально равномерно распределенном наборе данных по отношению к

обучающие данные; б) исключить путем нормализации неотъемлемое разнообразие производительности

среди сенсорных массивов, а также индуцированный результатами обучения

процедура. Следовательно, сейчас мы оцениваем только фактическое ухудшение производительности (или

улучшение) при применении изученной функции калибровки к другому набору

образцы. Аналогичным образом были получены индексы несхожести с учетом тестовой выборки и

соответствующее подмножество. Таким образом, коэффициент корреляции между ними, а точнее его

квадратное значение R^2 , предоставил инструмент для оценки того, сколько

дисперсия производительности может быть линейно объяснена эффектами дрейфа концепций

объясняется выбранным инструментом несходства.

Среди введенных индексов выбор изначально ориентировался на оценку влияния

различия между одномерным статистическим распределением температуры (T)

помехи, возникающие при калибровке и тестовых наборах. Чуть позже мы также проверили

для суммы расстояний T и распределений концентрации целевого газа (NO₂)



нормализованный

Проверка

²

среди одних и тех же наборов. Наконец, мы вычислили расстояние между многомерным распределения (T, NO₂), возникающие в проверочных и тестовых наборах.

4. Результаты и обсуждение

4.1. Одномерная оценка влияния несходства

Следуя вышеупомянутым экспериментальным процедурам, в качестве первого шага мы подобрали эмпирические распределения NO₂, рассчитанные для каждого из назначенных тренировочных и тестовых наборов с логнормальной функцией плотности вероятности () [28]. Процедура была повторена для показаний температуры, на этот раз с использованием Гаусса. модель распределения.

Затем мы численно вычислили первый из предложенных индексов несходства.

(т. е. расхождение Кульбака-Лейблера) между каждой парой установленных проверочных и тестовых наборов pdfs как для целевого газа, так и для температуры всех блоков. Термин индекса несходства полученные для NO₂, в частности D, были обозначены как $KL(NO_2\text{-проверка} | NO_2\text{-Тест})$,

индекс несходства, полученный для температуры $KL(TV\text{-проверка} | T\text{-Тест})$

именуемый в дальнейшем СУМ-Д. После этого для каждого из вышеперечисленных

калибровочный тест пар, мы обучили и оптимизировали машину SVR, используя тренировочный набор

и, соответственно, проверочные образцы; Затем MAE по оценке концентрации был

рассчитаны на соответствующих тестовых наборах. Наконец, мы вычислили

индексы, рассчитанные по всем парам для каждого модуля, были

коррелированный. В таблице 3 показаны полученные значения коэффициентов корреляции Пирсона.

для каждого модуля всех местоположений в случае расхождения. Полученные значения r

варьируется от минимума 0,42 до максимума 0,84, в среднем 0,65, с

относительно изменений температуры, зафиксированных дивергенцией, в то время как они колеблются от

0,44 до 0,84, в среднем 0,66, если рассматривать сумму полученных для KL

оба силовика. Все рассчитанные значения были проверены на статистическую значимость.

В $\alpha = 0,01$ уровня. Результаты испытаний показывают, что для всех пар наборов достаточно

доказательства статистически значимой корреляции между переменными в

изучение.

Киркевейен Роуд. Стабильные стручки			Манглеруд Роуд. Перемещенные модули			Акебергвейен роуд. переехал стручки		
#Под	рД(Т)	рСУМ-Д	#Под	рД(Т)	рСУМ-Д	#Под	рД(Т)	рСУМ-Д
715150	0,76	0,75	718150	0,80	0,80	712150	0,82	0,84
764150	0,55	0,53	737150	0,66	0,65	743150	0,73	0,84
785150	0,45	0,48	751150	0,67	0,65	828150	0,42	0,44
849150	0,63	0,62	856150	0,58	0,58	850150	0,72	0,72

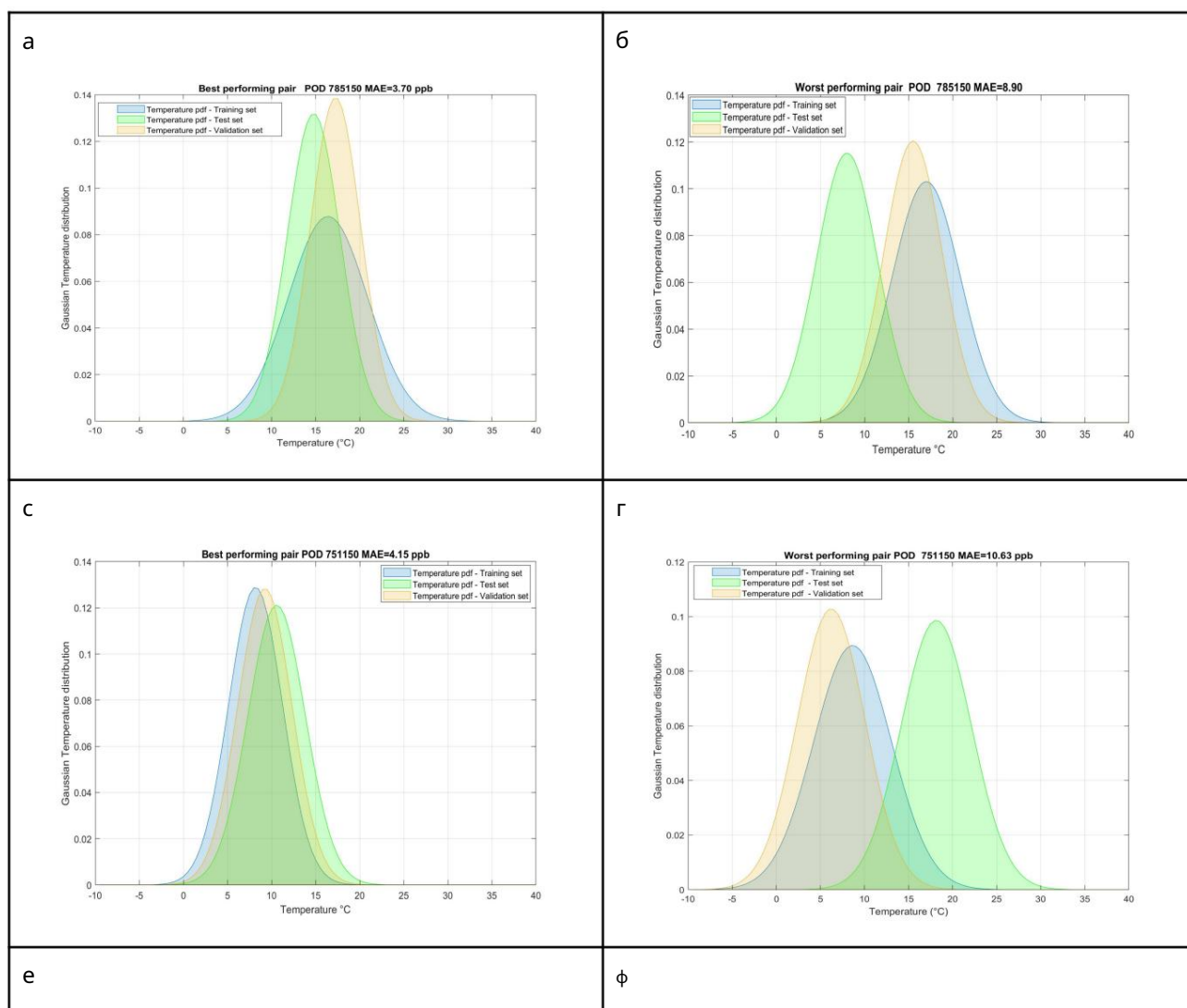
Таблица 3. Корреляционных показателей, полученных между собой в KL индексы разнообразия и нормализованные MAE, полученные для всех Pods течение всей экспериментальной кампании. В частности, корреляция — Корреляция между MAE и несходством KL для

D Значения, выделенные жирным подчеркнутым шрифтом, выделяют максимальное и минимальные значения температуры и целевого газа. температуры; rSUM-

Кроме того, результаты показывают, что, за исключением двух стручков, корреляция между дрейф концепции и ухудшение производительности всегда превышает 0,50. Следовательно, это может быть заметил, что во всех случаях несходство между распределениями температуры и/или сумма различий T и NO₂, является хорошим предиктором характеристики, полученные на калибровочном испытательном наборе. Однако рост корреляции полученный путем добавления члена несходства распределения целевых концентраций, был очень маленький (если есть). Фактически в 5 стручках индекс корреляции несколько снизился; 3 капсулы показали одинаковые результаты, в то время как остальные 4 стручка показали ограниченный рост. Это вероятно, из-за относительной стабильности целевой концентрации загрязнителя, с поведением температур в течение всего рассматриваемого интервала времени. 2

R достиг в среднем 0,43 и 0,44 соответственно, подчеркивая, как сумма одномерный D_{кл} уловленные дробы рассматриваемого понятия дрейф способен объяснить более 40% дисперсии рассматриваемого показателя эффективности.

Обобщая, опираясь на предложенные методы, знания об одиночных форсировщиках распределения во время калибровки могут быть использованы для получения количественных данных об алгоритме калибровки (нормализованном) исполнении в дальнейшей эксплуатации условия.



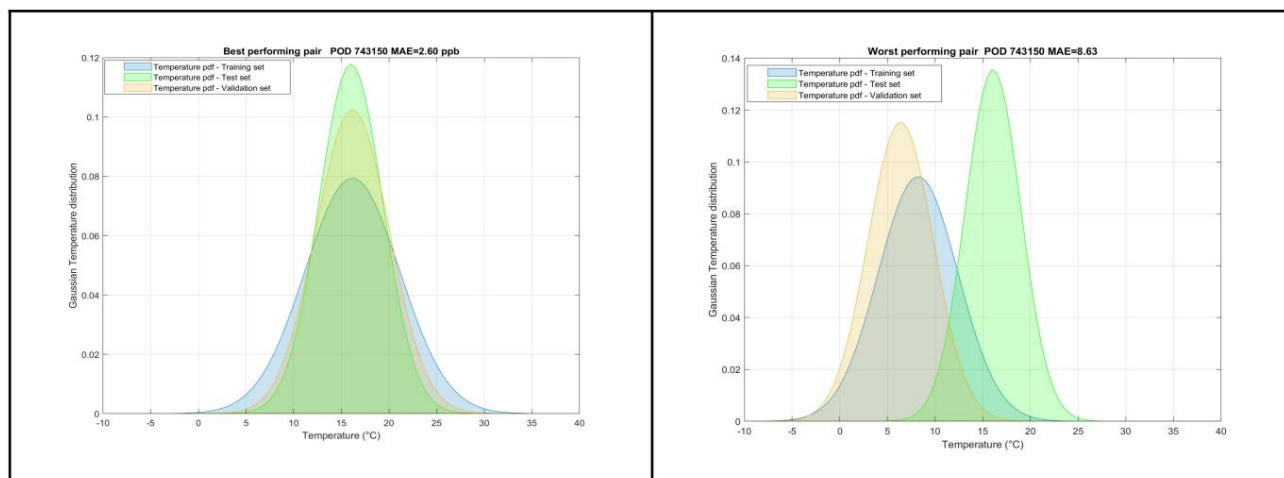


Рисунок 5: Проверка (а) и тренировка (б) для пары калибровочного набора (а) и тестового набора (б), 5: проверка

наименьший нормализованный MAE) и пара с наихудшими показателями (самый высокий нормализованный MAE, правый столбец) соответственно записано для Kierkeveien rd. стабильные (а, б) стручки, перемещенные стручки Manglerud (с, д) и перемещенные стручки (е, ф). Акеберг Обратите внимание, что наилучшие характеристики последовательно достигаются, когда данные тестового набора PDF для температуры очень похожи на данные, оцененные на данных калибровочного набора (как для обучения, так и для проверки). На Напротив, было обнаружено, что значительное ухудшение производительности постоянно связано со значительной температурой. различиям в распределении.



Рисунок 5 помогает наглядно представить, как разница в распределении температуры между условия калибровки и испытаний (эксплуатация) положительно связаны с производительностью деградация в одиночных стручках. В частности, стручки были разделены на три конечные локации. Для каждого из 4 модулей, принадлежащих каждому из 3 разделов, калибровочные и тестовые пары были просканированы в поисках наилучшего и наихудшего MAE. нормализованный представление. Среди стручков каждого раздела те, которые выражают самые широкие была выбрана разница между лучшим и худшим случаем. Для этих капсул Пара с pdf представитель условий калибровки и испытаний и принадлежащий лучшими и худшими показателями температуры были изображены соответственно слева и справа. столбец рис. 5. Очевидно, насколько разные условия окружающей среды показывают относительное положение () и форма () нормальных распределений температуры при тренировка и испытание отражаются ухудшением показателей работоспособности. Худшие случаи на самом деле показывают совсем другое распределение температур между калибровкой и рабочая фаза, которая заставляет изученные модели работать за пределами калибровочного коллектора вызывая неверные оценки.

4.2. Многомерная оценка воздействия несходства

Стремясь максимально учесть свойства подпространство силовиков, в котором калибруются и эксплуатируются капсулы, мы повторили процесс вычисления различий совместных многомерных распределений. В частности, мы рассчитал двумерное эмпирическое совместное распределение температуры и NO₂ концентрации, $p(T, \text{№}2)$, для каждой пары, причем для подмножество проверки и для тестового набора. После этого Евклидово, КЛ а также Хеллингс

рассчитаны индексы несходства между ними. Таблица 4 показывает коэффициент корреляции между нормализованным MAE и соответствующим многомерным меры несходства для каждой группы с учетом всех относительных условий времени и места. Все рассчитанные значения были положительно проверены на статистическую достоверность. значимость при условиях $\alpha=0,01$.

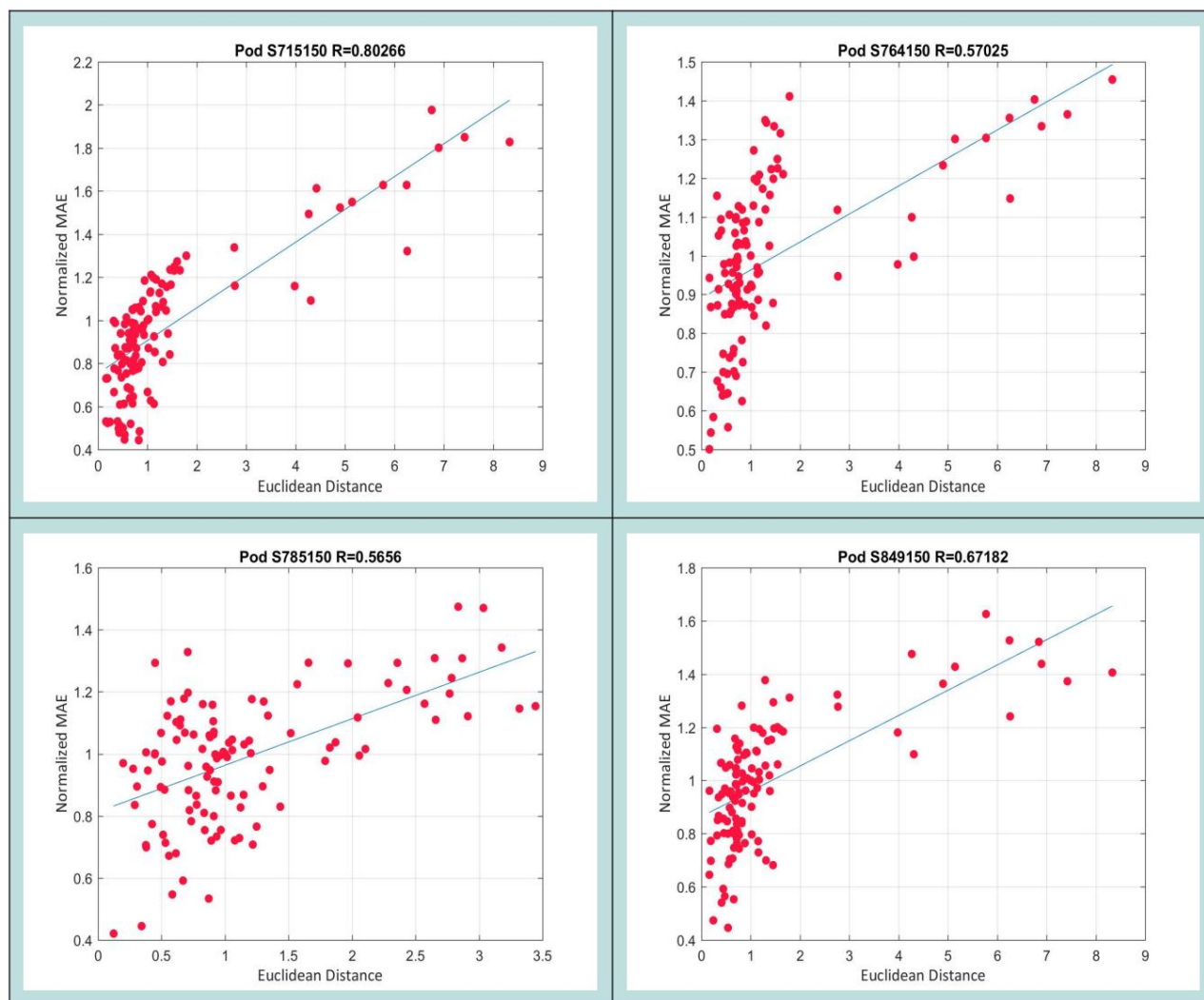
Киркевейен Роуд. Стабильные стручки				Манглруд Роуд. Перемещенные модули				Акебергвейен роад. Перемещенные модули			
#Под	rEu	pHe	pКЛ	#Под	rEu	pHe	pКЛ	#Под	rEu	pHe	pКЛ
715150	0,80	0,79	0,72	718150	0,81	0,84	0,80	712150	0,79	0,74	0,55
764150	0,57	0,56	0,50	737150	0,64	0,70	0,68	743150	0,83	0,76	0,72
785150	0,57	0,62	0,55	751150	0,66	0,71	0,68	823150	0,57	0,46	0,40
849150	0,67	0,68	0,62	856150	0,57	0,64	0,64	850150	0,75	0,76	0,70

Таблица 4. Распределение вероятностей (r) индексов несходства между нормализованной МАЭ и совместной эмпирической коэффициента корреляции (r, r_{He}, r_{KL}). В частности, rEu Корреляция между нормализованной МАЭ и евклидовой несходство Кульбака-Лейблера; rHe – корреляция между нормализованной МАЭ и расстоянием Хеллингера; rКЛ – корреляция между нормированным выделенные жирным/подчеркнутым шрифтом, выделены вычисленными значениями соответственно. В максимум и минимум

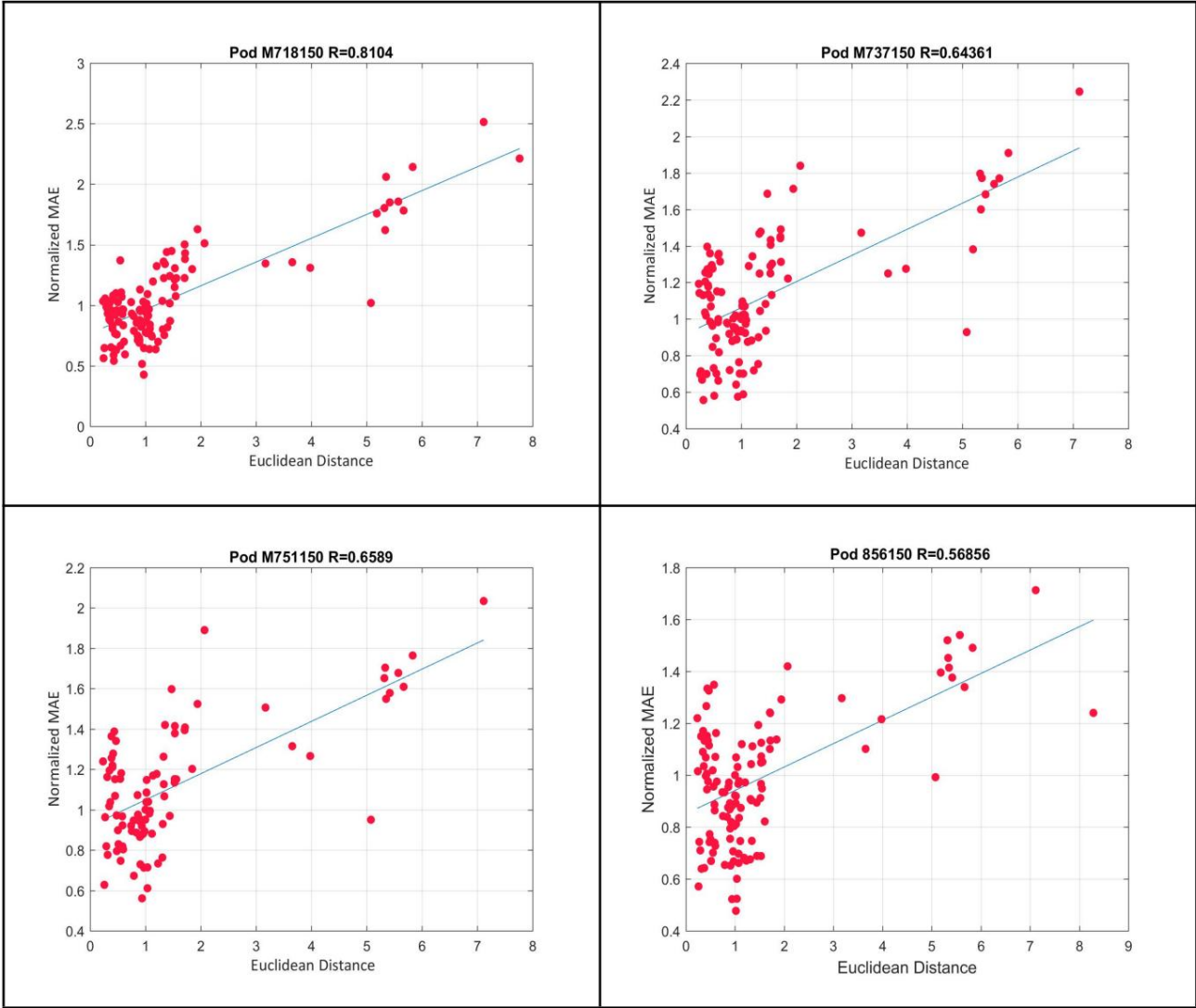
В частности, коэффициент корреляции Евклидово R в среднем 0,69 как для Хеллингера, так и для расстояние при этом составляет в среднем 0,65 для КЛ-дивергенции. r ², в среднем 0,48 для Евклидово расстояние, 0,47 для расстояния Хеллингера и 0,43 для расстояния KL. Это значит что по первым двум показателям изменение распределения подмножества форсировщиков равно способен линейно объяснить почти 50% дисперсии выбранного индекса производительности. Это улучшает результаты, полученные как одномерными, так и многомерными оценками. на основе Д. Эмпирически, евклидовы и хеллингеровские меры несходства швов способный немного лучше объяснить наблюдаемую разницу в производительности по отношению к КЛ расхождение.

Качественная оценка взаимосвязи между производительностью и форсировщиками распределение может улучшить наше понимание помимо простых оценок. С R Расстояния Хеллингера и Евклида показывают наилучшие результаты и очень похожи. средней корреляции с небольшим преимуществом для евклидова расстояния, мы выбираем сосредоточиться на последнем. На самом деле, на рис. 6 (а, б, в) показано изображение на основе точечной диаграммы связь между значением МАЭ и евклидовым расстоянием между совместные (двумерные) эмпирические распределения вероятностей (при калибровке и оперативная фаза, для всех рассматриваемых узлов. Все участки с кошками подчеркивают корреляция от значимой до хорошей ($0,57 < r < 0,83$). Также заметно, как неизвестно драйверы производительности, якобы не отраженные в нашей модели, препятствуют полному линейному возможность предсказания. В частности, форма изображенных облачных точек последовательно показывает, что, когда речь идет о низких значениях различия, зарегистрированное различие не в состоянии удовлетворительно объяснить большую часть наблюдаемой дисперсии производительности. В этих условиях производительность может определяться неустранимой неопределенностью узла или необдуманные силовики. Значения корреляции значительно улучшаются при росте значения несходства отражаются в последовательном увеличении ошибки калибровки, т.к. захватывается нормализованным МАЭ. Это подтверждает существование достаточного условия

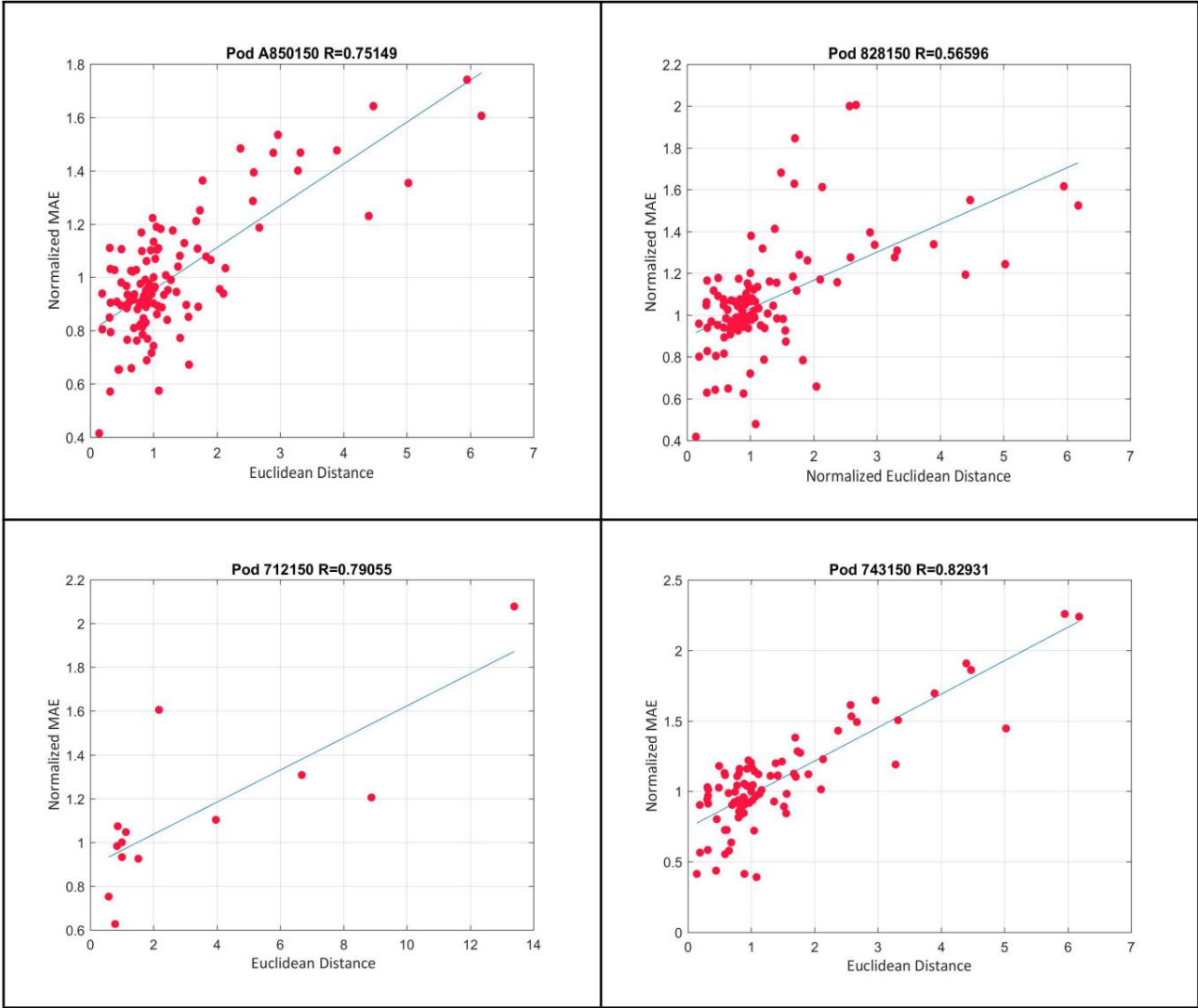
при этом, если несоответствие между распределением учебных и оперативных сил достаточно высока, то это условие неизменно будет связано со значительным снижением производительности. Кроме того, чем выше несоответствие, тем выше средняя ошибка оценки будет. Это отношение показывает, что его можно зафиксировать линейной регресс. Сравнивая результаты, полученные разными узлами, мы могли видеть, что линейная смещение предсказания варьировалось от 0,75 до 0,95, а угловой коэффициент — от 0,075 до 2,5, однако в половине случаев они ограничены диапазоном [0,13, 0,16]. Наконец, на рисунке 7 показана сводка полученных индексов корреляции с использованием разные меры расстояния для разных стручков.



Фигура 6а: Графики корреляции, показывающие фактическую взаимосвязь между нормализованными оценками MAE и евклидовой расстояние, применяемое для эмпирического распределения (Т, №2) стабильные капсулы.



Применяемое 66 : Графики корреляции, показывающие фактическую взаимосвязь между нормализованной оценкой MAE и евклидовой
расстояние между фигурами К совместное эмпирическое распределение для (Т, 4 капсулы перемещень Манглеруд ул.



Применяемое ρ : Графики корреляции, показывающие фактическое соотношение между нормализованной оценкой MAE и евклидовой
расстояние между фигурами $\rho(T_i^{NO2})$ для 4 стручки переохлаждения Akebergveien rd.

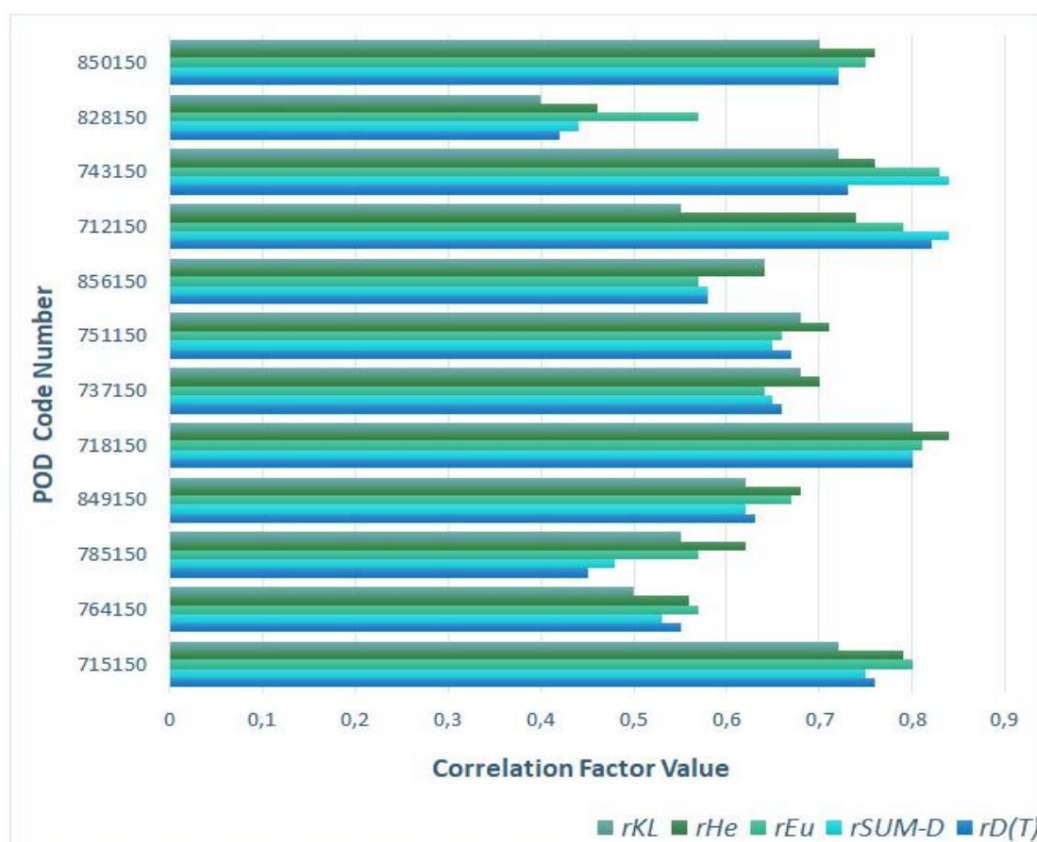


График результатов корреляции, полученных с использованием различных индексов несходства распределения - Многомерные распределения в зеленых тонах (rKL - КЛ Несходство, расстояние rHe-Хеллингера, rEu-евклидово Расстояние), Одномерное распределение приводит к голубоватым цветам (rSUM-D - сумма КЛ Непохожесть для Температура и Целевая концентрация газа, rD(T) - КЛ Непохожесть для Температура) .

В частности, зеленые столбцы показывают дивергенцию коэффициента корреляции, расстояние Хеллингера и евклидово расстояние, вычисленные между двумерным распределением нормированная ошибка калибровки. Голубоватые полосы указывают на вычисленную корреляцию коэффициента для одномерного случая. Как видно, все рассмотренные расстояния показывают очень похожее поведение, за исключением случая POD №. 828150 где Евклидово двумерное значение значительно отличается от значения, полученного другим индикаторами. В целом несколько лучшие показатели у Хеллингера и Евклидово расстояние в двумерном случае. Мы можем обобщить эти результаты как подтверждая, что знание многообразия, в котором наши датчики были калиброванные, включая распределение как минимум целевого (NO₂) и температуры помех, позволяет в целом прогнозировать характеристики полевой калибровки для касается газовых мультисенсорных устройств в рабочем состоянии. Кроме того, распространение индексы несходства, по-видимому, способны линейно объяснить значительную часть дисперсия производительности. Эти результаты были получены в очень разных условиях. характеризуется разными местоположениями и разными неделями года, с мультисенсорным платформы, которые были перемещены или эксплуатировались в тех же местах, где они прошел обучение. Обобщая эти выводы, изменения в распределении форсеров, в том числе цели и нецели/окружающие помехи могут быть использованы для прогнозирования проблемы с производительностью калиброванных в полевых условиях мультисенсоров. В некоторых случаях и в

В частности, для двух из двенадцати проанализированных мультисенсоров результаты ясно указывают на наличие неизвестных драйверов производительности, которые, если их не принимать во внимание, приводят к выбросам результатов.

5. Выводы и замечания

В этой работе мы анализируем вопрос надежности, проводя в полевой калибровке способ объективного выявления и количественной оценки основных факторов снижения производительности для калиброванных в полевых условиях интеллектуальных мониторов качества воздуха. В частности, мы предложили использовать пдф индексы различий для прогнозирования потерь производительности, возникающих, когда они вынуждены работать в разных местах, а точнее в разных условиях концентрации посторонних и целевых газов, по отношению к тем возникающие при изучении функции калибровки. Наши результаты получены с измерения двенадцати мультисенсорных единиц, развернутых в течение нескольких месяцев и в разные локации. Они показывают, что широко распространенные показатели эффективности, такие как MAE в значительной степени коррелируют с изменениями, происходящими в распределении вероятностей форсеров между калибровкой и этапом эксплуатации. Действительно, индексы несхожести распределений кажется способным численно зафиксировать и, таким образом, количественно оценить эти изменения. В частности, когда были зафиксированы высокие значения неоднородности распределений, существенная производительность можно ожидать ухудшения. Эти выводы подчеркивают важность роли дрейф концепций при определении производительности откалиброванных в полевых условиях платформ с несколькими датчиками окружающей среды. До недавнего времени эта роль часто недооценивалась в отношении общепризнанная роль датчиков дрейфа. Учитывая возросшую роль концепта дрейфов, эти результаты могут также стимулировать дальнейшие исследования, посвященные полуконтролируемому стратегии обучения адаптивной коррекции дрейфа.

В общем, до какой доли дрейф концепции может объяснить наблюдаемое отсутствие Надежность полевой калибровки может зависеть от множества факторов, включая размер набор калибровочных данных, текущее количество датчиков, старение и свойства обобщения самого алгоритма калибровки. Эти эффекты могут отрицательно сказаться на линейных корреляции, однако процедуры нормализации могут помочь уменьшить их влияние. Эти результаты можно использовать несколькими способами. Например, практикующие могут использовать возможность прогнозирования производительности, чтобы определить, когда новая калибровка нужен. Если дрейф концепции постоянно обнаруживается в доступных форсировщиках или датчиках, распределениях в течение значительного периода времени, тогда можно провести новую калибровку. автономно запрашивается модулем. Кроме того, результаты могут быть использованы для аннулировать данные, когда это необходимо. Это позволит избежать использования данных плохого качества в последующие этапы пути обработки данных, такие как мониторинг экспозиции или картографирование концентраций загрязняющих веществ с высоким разрешением. Самое главное, эти идеи могут быть дополнительно изучены для определения критериев выбора мест полевой калибровки и синхронизация, направленная на соответствие рабочим условиям и условиям калибровки. В конечном счете, мы следует стремиться к местам и времени года, в которые мы могли бы, желательно в кратких раз, получить набор данных измерения форсировщиков, охватывающий объем, достаточно широкий, чтобы

включают достаточный диапазон конечных рабочих условий и достаточно плотны, чтобы эффективно описывают области нелинейности поддержки функции калибровки.

В этом смысле полные наборы данных уменьшат или исключат возникновение непохожести и их относительное влияние. В результате записанное исполнение будет полностью объяснено точностью датчиков.

И последнее замечание: необходима дальнейшая работа, чтобы лучше определить причины дробности изменения производительности, которые, по-видимому, не охватываются предлагаемой методологией. Увеличение числа известных мешающих веществ (например, в нашем случае озона), которые принимаются учет может улучшить объяснительные возможности нашей модели, хотя неизвестно интерференты по-прежнему будут представлять для них угрозу.

Вклад автора

Н. Кастелл, П. Шнайдер и А. Бартонова разработали набор данных и руководили им. сбор данных, включая местоположение мультисенсоров, развертывание, работу. П. Шнайдер и Э. Эспозито предварительно обработал и подготовил полученный набор данных для экспериментальной работы. С. Де Вито и Э. Эспозито разработали теоретическую основу и концептуальный дрейф оценочный экспериментальный план. Э. Эспозито и С. Де Вито разработали и внедрили компоненты машинного обучения, для которых были собраны результаты. Руководили всей работой С. Де Вито и А. Бартонова.

Декларация о конкурирующих интересах

Авторы заявляют, что у них нет известных конкурирующих финансовых интересов или личные отношения, которые могли повлиять на работу, описанную в этом бумага.

Благодарности

С. Де Вито и Э. Эспозито получили финансирование от Европейского Союза в рамках проекта «Конвергенция» Flag-ERA JTC 2016 и от программы регионального развития ЕС и Европы. Финансирование через проект UIA (Urban Innovation Actions) 3rd Call Air-Heritage. А. Бартонова, П. Шнайдер и Н. Кастелл получили финансирование от Европейского Седьмая рамочная программа Союза по исследованиям, технологическому развитию и демонстрация по грантовому соглашению №. [308524](#). Наконец, авторы желают посвятить эту работу любимой памяти Вены D'Auria.

6. использованная литература

- [1] Кастелл Н., Лю Х.И., Шнайдер П., Коул-Хантер Т., Лахоз В., Бартонова А. На пути к персонализированному экологическому информационная служба здравоохранения с использованием недорогих датчиков и краудсорсинга. 2015. Генеральная ассамблея ЕГУ.
- [2] Штейнле, С.; Рейс, С.; Sabel, CE Количественная оценка воздействия загрязнения воздуха на человека — переход от статического мониторинга к пространственно-временной разрешенной оценке индивидуального воздействия. науч. Общая окружающая среда. 2013, 443, 184–193.
- [3] Jiang XQ, Mei XD, Feng D. Загрязнение воздуха и хронические заболевания дыхательных путей: что люди должны знать и делать? Грудной Дис. 2016;8(1): E31-40. Дж
- [4] Н. Кастелл, Ф. Р. Дауге, П. Шнайдер, М. Фогт, У. Лернер, Б. Фишбейн, Д. Бродей, А. Бартонова, «Может коммерческие недорогие сенсорные платформы способствовать мониторингу качества воздуха и оценке воздействия?», Окружающая среда Международная, 99, (2017), 293-302.
- [5] Филипп Шнайдер, Нурия Кастелл, Маттиас Фогт, Франк Р. Дауге, Уильям А. Лахоз, Алена Бартонова, Картографирование качества воздуха в городах в режиме, близком к реальному времени, с использованием наблюдений с недорогих датчиков и модельной информации, Environment International, том 106. , 2017, страницы 234-247, ISSN 0160-4120.
- [6] А. С. Льюис, П. Эдвардс, Проверка персональных датчиков загрязнения воздуха, Природа, 535, (2016), 29-31.
- [7] К. Боррего, Х. Джинджа, М. Коутиньо, К. Рибейро, К. Каракас, Т. Сиумис, Н. Кацифаракис, К. Константи́нидис, С. Де Вито, Э. Эспозито, М. Сальвато, П. Смит, Н. Андр, П. Грард, Л. Фрэнсис, Н. Кастелл, П. Шнайдер, М. Виана, М. С. Мингуилл, В. Реймрингер, Р. П. Отджес, О. фон Сикард, Р. Поль, Б. Элен, Д. Суриано, В. Пфистер, М. Прато, С. Дипинто, М. Пенза, Оценка микродатчиков качества воздуха по сравнению с эталонными методами: Объединение EuNetAir Упражнение — часть II, Атмосферная среда, том 193, 2018 г., страницы 127–142, ISSN 1352–2310, <https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2018.08.028>.
- [8] С. Де Вито, Э. Массера, М. Пига, Л. Мартинотто, Г. Ди Франсиа, О. полевой калибровке электронного носа для оценка бензола в сценарии мониторинга городского загрязнения, Sensors and Actuators B: Chemical, Volume 129, Выпуск 2, 2008 г., страницы 750-757.
- [9] Э. Эспозито, С. Де Вито, М. Сальвато, В. Брайт, Р. Л. Джонс, О. Попула, Динамические архитектуры нейронных сетей. для стохастической калибровки в полевых условиях ориентировочных недорогих систем измерения качества воздуха, датчиков и исполнительных механизмов В: Химический, том 231, 2016, страницы 701-713.
- [10] Циммерман, Н., Престо, А.А., Кумар, СПН, Гу, Дж., Хаурылюк, А., Робинсон, Э.С., Робинсон, А.Л., и Р. Субраманиан: Калибровочная модель машинного обучения с использованием случайных лесов для повышения производительности датчиков для более дешевый мониторинг качества воздуха, Atmos. Изм. техн., 11, (2018), 291-313.
- [11] Кросс, Э.С., Уильямс, Л.Р., Льюис, Д.К., Магун, Г.Р., Онаш, Т.Б., Камински, М.Л., Уорсноп, Д.Р., и Джейн, Дж.Т.: Использование электрохимических датчиков для измерения загрязнения воздуха: корректировка реакции на помехи и подтверждающие измерения, Atmos. Изм. Тех., 10, (2017), 3575-3588.
- [12] Лоран Спинель, Мишель Жерболес, Мария Габриэлла Виллани, Мануэль Александре, Фаусто Бонавитакола, Филд калибровка группы недорогих имеющихся в продаже датчиков для мониторинга качества воздуха. Часть В: NO, CO и CO2, Датчики и приводы В: Chemical, Volume 238, 2017, Pages 706-715.
- [13] Э. Эспозито, Э. все, «Надежна ли стратегия калибровки в полевых условиях при перемещении?» 2017 ISOCs/IEEE International Симпозиум по обонянию и электронному носу (ISOEN), Монреаль, QC, 2017, стр. 1–3. 10.1109/ISOEN.2017.7968904.
- [14] Хаган, Д.Х., Исаакман-ВанВерц, Г., Франклин, Дж.П., Уоллес, Л.М.М., Кокар, Б.Д., Хилд, К.Л., и Кролл, Дж. Х.: Калибровка и оценка электрохимических датчиков качества воздуха путем совместного размещения с нормативным классом. приборы, атмос. Изм. Техн., 11, (2018), 315-328.
- [15] С. Де Вито, Э. Эспозито, М. Сальвато, О. Попула, Ф. Формисано, Р. Джонс, Г. Ди Франсиа, Калибровка химических мультисенсорные устройства для реальных приложений: углубленное сравнение количественного машинного обучения подходы, Датчики и приводы В: Chemical, Volume 255, Part 2, 2018, Pages 1191-1210.

- [16] Вапник, В. Природа статистической теории обучения. Спрингер, Нью-Йорк, 1995.
- [17] Дж. Г. Кейси, М. П. Ханниган, Тестирование эффективности методов калибровки в полевых условиях для недорогих датчиков газа. в новых местах развертывания: через линию округа и через Колорадо, Атмос. Изм. Тех., 11, 6351-6378, 2018.
- [18] Никола Мэйси, Джонатан Гиллеспи, Элиани Эзани, Чун Лин, Хао Ву, Нил С. Фергюсон, Скотт Гамильтон, Мэтью Р. Хил, Иэн Дж. Беверланд, Временные изменения в отношениях полевой калибровки для Aeroqual S500 O3 и NO2 сенсорные мониторы, Датчики и приводы B: Chemical, Volume 273, 2018, Pages 1800-1806.
- [19] Макклоски, М. и Коэн, Н. (1989), Катастрофическая интерференция в коннекционистских сетях: последовательная проблема обучения. В GH Bower (ред.) Психология Обучение и мотивация 24, 109-164.
- [20] Дитцлер, Грегори и Ровери, Мануэль и Алиппи, Чезаре и Поликар, Роби. (2015). Обучение в нестационарном режиме Окружающая среда: обзор. Журнал вычислительной разведки, IEEE. 10. 12-25. 10.1109/МКИ.2015.2471196.
- [21] Веб-сайт Alphasense — www.alphasense.com — последний доступ в мае 2019 г.
- [22] Хосе Мария Кордеро, Рафаэль Борхе, Адольфо Наррос, Использование статистических методов в полевых условиях калибровки недорогих датчиков качества воздуха, датчиков и приводов B: Chemical, Volume 267, 2018, Pages 245-254, ISSN 0925-4005, <https://doi.org/10.1016/j.snb.2018.04.021>.
- [23] Веб-сайт AQMesh — www.aqmesh.com — последний доступ в мае 2019 г.
- [24] Ландриган и др., Комиссия ланцета по загрязнителям и здоровью, The Lancet, 2018; 39:462-512.
- [25] ВОЗ. Обзор данных о медицинских аспектах загрязнения воздуха — проект REVIHAAP; Технический отчет; Всемирная организация здравоохранения: Копенгаген, Дания, 2013 г.
- [26] Де Вито, С.; Эспозито, Э.; Формисано, Ф.; Массера, Э.; Фиоре, С.; Фатторузо, Г.; Сальвато, М.; Буонанно, А.; Венери, ПД; Francia, GD Внедрение гражданской науки с помощью краудфандинговой и проверенной на местах системы Smart Air Quality Монитор. Материалы 2018, 2, 932.
- [27] Панг, Х., Шоу, М.Д., Льюис, А.С., Карпентер, Л.Дж., и Бэтчеллиер, Т.: Электрохимические датчики озона: миниатюрная альтернатива измерениям озона в лабораторных экспериментах и мониторингу качества воздуха, Sensor. актуал. B-Chem., 240, 829-837, <https://doi.org/10.1016/j.snb.2016.09.020>, 2017.
- [28] К. Е. Бенкала, Джон Х. Сайнфельд, О частотных распределениях концентраций загрязнителей воздуха, Атмосферные Окружающая среда (1967 г.), том 10, выпуск 11, 1976 г., страницы 941-950, ISSN 0004-6981, [https://doi.org/10.1016/0004-6981\(76\)90200-6](https://doi.org/10.1016/0004-6981(76)90200-6).
- [29] Б. Шолкопф и А. Дж. Смола, Обучение с ядрами, MIT Press; 1-е издание (15 декабря 2001 г.)
- [30] Кульбак, С.; Лейблер, Р.А. Об информации и достаточности. Анна. Мат. Статист. 22 (1951), вып. 1, 79--86. doi:10.1214/aoms/1177729694. <https://projecteuclid.org/euclid.aoms/1177729694>
- [31] Лизе, Ф.; Вайда, И. (2006). «О расхождении информации в статистике и теории информации». [IEEE Труды по теории информации](https://doi.org/10.1109/TIT.2006.881731). 52 (10): 4394-4412. doi: [10.1109/TIT.2006.881731](https://doi.org/10.1109/TIT.2006.881731)
- [32] Поллард, Дэвид Э. (2002). [А руководство пользователя К измерить теоретическую вероятность](https://doi.org/10.1017/CBO9780511526352) Кембридж, Великобритания: Кембридж Университетское издательство. ISBN 0-521-00289-3.
- [33] Г. Дитцлер и Р. Поликар, «Обнаружение дрейфа на основе расстояния Хеллингера для нестационарных сред». 2011 Симпозиум IEEE по вычислительному интеллекту в Динамические и неопределенные среды (CIDUE), Париж, 2011, с. 41-48. doi: 10.1109/CIDUE.2011.5948491
- [34] Ча, Сон Хёк (2007) Всесторонний обзор мер расстояния/сходства между вероятностями Функции плотности. Международный журнал математических моделей и методов в прикладных науках, 1 (4). стр. 300-307.