

Применение алгоритмов машинного обучения в задачах контроля качества требований

К. И. Гайдамака

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования "МИРЭА - Российский технологический университет", Москва, Россия

Аннотация. В работе приводятся основные процедуры контроля качества требований и основные направления инструментальной поддержки контроля качества требований. Перечисляются недостатки существующих средств инструментальной поддержки. Для преодоления этих недостатков предложено применить алгоритмы машинного обучения. Предложены основные потенциальные направления исследований в области применения алгоритмов машинного обучения в задачах контроля качества требований. Также представлены полученные автором экспериментальные результаты, демонстрирующие реализуемость предложенного подхода. В отдельных задачах удалось достичь качества оценки, сравнимого с экспертным.

Ключевые слова: инженерия требований; качество требований; машинное обучение.

DOI 10.14357/20718632230109

Введение

Качество требований критически важно для успеха проектов создания сложных технических систем [1]. В крупномасштабных проектах создания сложных систем, требования являются основным средством общения между участниками разработки, поэтому некачественные требования приводят к возникновению существенных проектных рисков. В дополнение к этому, в проектах создания ответственных систем (критических с точки зрения безопасности), требования с одной стороны являются основой для анализа безопасности, а с другой - в результате такого анализа формулируются требования к безопасности (надежности, отказо-безопасности и т.д.), которые должны быть учтены, распределены на подсистемы и выполнение которых должно быть обеспечено и проконтролировано. Поэтому процедуры работы с требованиями при создании ответственных си-

стем заданы на уровне международных стандартов, таких как ARP 4754 [2], DO-178 [3], ISO 26262 [4], EN 50128 [5] и т.д. Выполнение же этих процедур возможно только если требования обладают всеми необходимыми атрибутами качества.

При создании сложных систем, общее количество требований к которым на всех уровнях разукрупнения может достигать сотен тысяч, объем работ по обеспечению необходимого качества требований становится достаточно значительным. Его снижение возможно за счет повышения эффективности процесса обеспечения качества требований, в том числе путем инструментальной поддержки.

1. Атрибуты качества требований

Важность хороших требований подчеркивается уже в первых публикациях, посвященных методологии создания сложных систем [6; 7],

относящимся к 60-м годам XX века. Первые попытки сформировать перечень атрибутов качества требований относятся к началу 90-х годов [8]. К настоящему времени сложилось понимание относительно перечня ключевых атрибутов качества требований. Несмотря на то, что конкретные перечни таких атрибутов в различных источниках немного отличаются, они не противоречат друг другу по существу. Ключевой стандарт в области инженерии требований ISO/IEC/IEEE 29148:2018 Systems and software engineering — Life cycle processes — Requirements engineering [9] содержит наиболее распространенный и активно используемый перечень атрибутов качества требований. Перечень разбит на две части: атрибуты качества отдельных требований и атрибуты качества наборов требований.

Атрибуты качества отдельных требований: необходимость (necessary), адекватность уровню (appropriate), однозначность (unambiguous), полнота (complete), простота/атомарность (singular), реализуемость (feasible), пригодность для верификации (verifiable), соответствие потребности (correct), соответствие нормам (conforming).

Атрибуты качества наборов требований: полнота (complete), непротиворечивость (consistent), реализуемость (feasible), понятность (comprehensible), валидируемость (able to be validated).

Наиболее подробное описание каждого из этих атрибутов, а также рекомендации по их применению приводятся в Руководстве по написанию требований INCOSE [10].

Необходимо отметить, что атрибуты качества не являются независимыми и некоторые из них являются условием для возможности наличия других. Например, если требование не является атомарным, то затруднительно говорить о наличии у него остальных атрибутов, так как одна часть требования может этим атрибутом обладать, а другая – нет.

2. Контроль качества требований

Для снижения проектных рисков, а также для обеспечения возможности выполнения необходимых процедур по работе с требованиями, необходимо придать им требуемый уровень

качества, а для этого необходимо наладить на предприятии процесс обеспечения качества требований. В основу этого процесса могут быть положены различные процедуры. Все процедуры обеспечения качества требований принято разделять на две большие группы: конструктивные (применяемые в процессе выявления и анализа требований) и аналитические (применяемые, когда требования уже написаны, и опирающиеся на оценку готовых требований) [11]. Аналитические процедуры также называют процедурами контроля качества требований. Для того чтобы эффективно обеспечивать качество требований, необходимо использовать как конструктивные, так и аналитические процедуры. Настоящая работа посвящена только вопросам контроля качества требований.

Требования, как правило, написаны на естественном языке, что усложняет автоматизацию контроля их качества. Существует ряд типовых процедур, направленных на контроль качества требований. Основной процедурой контроля качества требований является рецензирование (review). При рецензировании требования проверяются на дефекты людьми, не являющимися их авторами. Рецензирование позволяет выявлять дефекты, а также убедиться в соответствии требований одного уровня требованиям другого уровня или в соответствии требований другим артефактам разработки (например, различным моделям). Рецензирование может выполняться как отдельными людьми, так и группами людей.

Рецензирование может быть формальным и неформальным. При неформальном рецензировании роли рецензентов не определяются и процесс относительно произволен. Наименее формальное рецензирование предполагает случайные обсуждения и простую рассылку документа всем заинтересованным участникам разработки для сбора замечаний. Более формальное рецензирование предполагает организацию ряда встреч для обсуждения замечаний и должно быть спланировано заранее, а его результаты используются для улучшения процесса разработки требований.

Инспекции - наиболее формальный вид группового рецензирования. При проведении

инспекций роли участников хорошо определены, а процесс проведения инспекции заранее определен и систематичен. Например, рецензенты сначала могут участвовать в установочном совещании, затем самостоятельно проверяют рабочий продукт, затем обсуждают результаты проверки на нескольких совещаниях. Инспекционные совещания должен проводить кто-то, не являющийся автором документа, а в ходе таких совещаний участники последовательно проходят по требованиям и обсуждают одно требование за другим, выслушивая и обсуждая все замечания. Дефекты и открытые вопросы фиксируются и требуют дальнейшей обработки. Если требуется корректировка документа, назначается дополнительная инспекция для проверки корректности внесенных изменений. При инспекциях часто используются чеклисты, позволяющие проконтролировать все атрибуты качества требований. Также можно закрепить разных людей за разными пунктами чеклиста.

Практика показывает [11], что даже применение чеклистов не позволяет гарантировать контроль всех атрибутов качества требований. Для преодоления этого недостатка была предложена процедура поэтапной инспекции (*phased inspection*). Проведение поэтапной инспекции разбивается на серию отдельных инспекций (этапов), каждая из которых направлена на контроль только некоторых атрибутов качества требований. При этом документ с требованиями переходит на следующий этап только после того, как обеспечены все атрибуты качества, на которые направлен предыдущий этап. Таким образом на проверку к экспертам попадает документ более высокого качества, лишенный самых элементарных дефектов. Такая процедура позволяет сделать инспекции более сфокусированными и гарантировать результат [12].

Исследования показывают, что рецензирование - один из лучших способов обеспечения качества требований, дающий десятикратный возврат инвестиций [13]. Основным недостатком инспекций - их высокая трудоемкость и длительность всего процесса. Одно из направлений повышения эффективности инспекций - инструментальная поддержка.

3. Инструментальная поддержка контроля качества требований

Существует целый ряд инструментов инструментальной поддержки контроля качества требований. Можно условно выделить два направления такой инструментальной поддержки в соответствии с тем, на поддержку каких операций направлены эти инструменты.

Первое направление инструментальной поддержки ориентировано на упрощение процедур контроля качества за счет учета статусов требований и их наборов, хранения замечаний, автоматизации процессов согласования и т.п. Применение таких инструментов позволяет повысить эффективность контроля качества требований за счет упрощения бюрократических процедур. В данном направлении достигнуты значительные результаты и многие коммерчески доступные системы управления требованиями имеют соответствующие функциональные возможности.

Второе направление инструментальной поддержки контроля качества требований ориентировано на интеллектуальную поддержку или полную автоматизацию формирования показателей качества, или выявления дефектов в требованиях. Большинство разработок в данной области являются исследовательскими проектами, хотя имеются и коммерческие решения [14; 15].

Как правило, применяемые в таких системах алгоритмы предполагают задание четких правил выявления дефектов или вычисления показателей качества [14]. При этом данные правила применяются к результатам обработки текста требований методами работы с текстами на естественном языке [15]. Следует отметить, что такое сочетание алгоритмов позволило достичь определенных результатов. В частности, имеется ряд промышленных кейсов, подтверждающих успешное применение таких решений [16; 17].

В то же время, перед создателями таких инструментов стоит целый ряд научно-технических проблем, связанных со сложностью формализации большинства атрибутов качества требований, а также с необходимостью учета особенностей конкретного предприятия или проекта [15]. Для решения этих проблем автором предложено применить алгоритмы машинного обучения, не тре-

бующие строгой формализации правил, и позволяющие учесть неявные закономерности, заложенные в данных (в том числе, размеченных экспертами) [18].

4. Машинное обучение

Машинное обучение (Machine Learning) — подраздел искусственного интеллекта, изучающий методы построения алгоритмов, способных обучаться [19]. К основным типам задач машинного обучения относят обучение с учителем (обучение по размеченным данным) и обучение без учителя (обучение по неразмеченным данным). Кроме того, существует целый ряд других задач, таких как частичное обучение (обучение по частично размеченным данным), обучение с подкреплением, динамическое обучение.

Обучение с учителем (supervised learning) — тип задач, в которых каждый прецедент представляет собой пару «объект, ответ» и при этом требуется найти функциональную зависимость ответов от описаний объектов и построить алгоритм, принимающий на входе описание объекта и выдающий на выходе ответ. Среди задач обучения с учителем выделяют следующие задачи: классификации (classification), регрессии (regression), ранжирования (learning to rank).

Обучение без учителя (unsupervised learning) предполагает, что ответы не задаются, и требуется искать зависимости между объектами. Среди задач обучения без учителя выделяют задачи кластеризации (clustering), фильтрации выбросов (outliers detection).

Частичное обучение (semi-supervised learning) занимает промежуточное положение между обучением с учителем и без учителя. Каждый прецедент представляет собой пару «объект, ответ», но ответы известны только на части прецедентов.

Активное обучение (active learning) — это такой вариант задач машинного обучения, в котором обучающий алгоритм может активно взаимодействовать с пользователем или другим источником информации, запрашивая разметку еще неразмеченных данных. Это позволяет существенно сократить объем требуемых размеченных данных.

5. Машинное обучение в задачах обеспечения качества требований

Принципиальная возможность и полезность применения машинного обучения в задачах контроля качества требований продемонстрирована в ряде работ автора [20; 21]. Также имеются работы других авторов по этой теме [14, 15]. В связи с разнообразием атрибутов качества требований и присущей им спецификой, проверка каждого отдельного атрибута качества может рассматриваться как отдельная задача, требующая отдельного решения. Для исследования применимости различных алгоритмов машинного обучения, представляется полезным сформулировать задачи оценки отдельных атрибутов качества как задачи машинного обучения, тем самым наметив пути для дальнейших исследований. Сводная информация по возможности формулировки задач оценки атрибутов качества требований как различные задачи машинного обучения приведена в Таб. 1. Если задача оценки некоторого атрибута качества требований может быть частично или полностью сформулирована как некоторая задача машинного обучения, на пересечении соответствующих строки и столбца стоит символ «X».

Одним из аспектов обеспечения необходимости требований является исключение дублирующихся требований. Они могут быть сформулированы по-разному, но иметь одинаковый или очень похожий смысл. Для выявления дублирующихся требований представляется целесообразным применить ранжирование или кластеризацию по семантическому расстоянию. Проверив вручную сформированные таким образом группы близких по смыслу требований, можно легко устранить дублирование. Для векторного представления текстов требований можно использовать такие методы как TF-IDF (term frequency-inverse document frequency) [22], word2vec/doc2vec [23; 24], BERT/SBERT (Bidirectional Encoder Representations from Transformers/Sentence-BERT) [25]. Вычислить сходство между полученными векторными представлениями можно по косинусному расстоянию между ними [26]. К полученной матрице попарных расстояний необходимо применить один из алгоритмов кластеризации.

Табл 1. Атрибуты качества требований и соответствующие задачи машинного обучения

	Обучение с учителем			Обучение без учителя	
	Задача классификации	Задача регрессии	Задача ранжирования	Задача кластеризации	Задача фильтрации выбросов
Свойства отдельных требований					
Необходимость			X	X	
Адекватность уровню				X	
Однозначность	X	X			
Полнота	X	X			
Простота	X				
Реализуемость					
Пригодность для верификации					
Соответствие потребности					
Соответствие нормам					X
Свойства наборов требований					
Полнота	X				
Непротиворечивость			X	X	
Реализуемость					
Понятность				X	
Валидируемость					

Автоматическая оценка требования на предмет адекватности уровню возможна в отраслях, в которых архитектура систем устоялась (например, авиация и автомобилестроение). В таком случае предлагается документацию на предыдущее поколение изделия, а также тематические публикации использовать для выделения терминов и последующей их кластеризации таким образом, чтобы кластеры терминов соответствовали функциональным подсистемам изделия разных уровней разукрупнения. Тогда вхождение терминов из требования в неправильный кластер будет свидетельствовать о неадекватности размещения требования в иерархии требований.

Задачу оценки однозначности требований предлагается сформулировать как задачу классификации (например, бинарной) или как задачу регрессии (в этом случае должна предсказываться степень неоднозначности). При этом, следует учитывать, что неоднозначность бывает разных видов. К. Поль выделяет лексическую, синтаксическую, семантическую, референциальную и терминологическую неоднозначность [11]. Выявление неоднозначностей каждого из этих видов потребует формирования отдельного набора признаков и, возможно, отдельной модели.

Задачу оценки полноты отдельного требования, также предлагается сформулировать как

задачу классификации или регрессии. Аналогично различным видам неоднозначности, можно выделить различные виды неполноты требования, каждый из которых потребует собственных признаков и модели.

Задачу оценки простоты требования предлагается сформулировать как задачу бинарной классификации. При этом классификация может выполняться как на основе признакового описания (текстовые статистики, количество знаков препинания, количество союзов и т.п.), так и на основе попарных отношений сходства. С учетом того, что семантическая (содержательная) часть формулировки требования нас в данном случае не интересует, а интересует лишь форма (шаблон), в качестве представления могут быть использованы частеречные паттерны [27] (строки, сформированные как последовательность частей речи), а в качестве функции расстояния между объектами может использоваться, например, расстояние Дамерау — Левенштейна на этих строках. Тогда могут быть использованы метрические классификаторы. Данный подход реализован автором в работе [21].

Задача оценки соответствия нормам является достаточно простой, если нормы (типичные шаблоны формулировок требований) закреплены в нормативной документации предприятия. Однако, для большинства предприятий данное условие не выполняется. Тем не менее можно предложить оценивать соответствие требований распространенным на предприятии шаблонам формулировок, решив задачу фильтрации выбросов, используя в качестве представления частеречные паттерны, аналогично задаче оценки простоты.

Одним из элементов обеспечения полноты набора требований является классификация требования по типу с последующей проверкой наличия требований каждого типа. Данную задачу предлагается формализовать как задачу многоклассовой классификации.

Задача обеспечения непротиворечивости набора требований схожа с задачей исключения дублирующихся требований, с тем отличием, что противоречия в требованиях подразумевают лишь частичное сходство. Например, в противоречащих друг другу требованиях может требоваться разное значение одной и той же

характеристики. Тем не менее, формализация такой задачи предлагается аналогичной поиску дублирующихся требований, то есть ранжирование или кластеризация требований по семантическому расстоянию. Данный подход реализован автором в работе [28].

Один из элементов обеспечения понятности набора требований - использование единообразной терминологии. Для обеспечения единообразия терминологии предлагается использовать кластеризацию терминов по семантическому расстоянию. Соответственно, термины, попавшие в один кластер, потенциально могут обозначать одно и то же, а значит следует выбрать один из них и привести терминологию в наборе требований к единообразию.

Помимо задач обучения с учителем и без учителя, в рамках обеспечения качества требований могут также использоваться частичное обучение и активное обучение для сокращения объема требуемых размеченных данных.

6. Предварительные экспериментальные результаты

Для демонстрации реализуемости предлагаемых решений был проведен ряд экспериментов на данных из промышленных проектов.

В качестве исходного набора требований использовался набор из 279 требований, представляющий собой часть спецификации требований из реального проекта из авиационной отрасли. В соответствии с предложенным методом каждое требование из исходного набора было классифицировано одним экспертом по характеристике “простота” с учетом рекомендаций Руководства по написанию требований INCOSE [10]. 121 требование было классифицировано как обладающее этой характеристикой, а 158 - как не обладающее, то есть обучающий набор был приемлемо сбалансирован по классам, в связи с чем дополнительная балансировка классов не выполнялась.

Для формирования обучающего набора требований, помимо классификации требований экспертом необходимо сформировать признаки, на основе которых будет обучаться классификатор. Для формирования признаков было разработано программное средство “Генератор

признаков”, вычисляющее значения признаков на основе текстов требований.

Исходный набор требований был загружен в Генератор признаков. Итоговая матрица (обучающий набор требований) имела 279 строк (каждая строка соответствует одному требованию из исходного набора) и 10 столбцов: идентификатор, текст требования, значение целевой переменной “простота”, 7 признаков, сформированных генератором (количество символов, количество слов, количество предложений, количество специальных символов, плотность использования специальных символов, количество соединительных союзов, количество анафор).

Выбор наилучшего алгоритма классификации проводился путем обучения различных алгоритмов на обучающей выборке из размеченных данных с последующей проверкой на отложенной выборке.

Формирование и проверка классификаторов выполнялось с использованием языка Python 3.7, пакетов Pandas, Scikit-learn, Seaborn, Matplotlib, в среде Jupyter Notebook (дистрибутив Anaconda 2020.02).

В качестве основного критерия качества классификации использовалась взвешенная F-мера (гармоническое среднее точности и полноты).

Классификаторы, обученные на данных, размеченных экспертом, показали приемлемое качество классификации. Результаты, показанные различными алгоритмами, отличаются: наилучший результат показала логистическая регрессия, остальные алгоритмы показали результаты хуже. Наилучший результат (в смысле качества классификации): F-мера = 0.92 при том, что диапазон качества предсказания экспертами оценок друг друга - 0.93 - 0.99. То есть, качество автоматической классификации требований вплотную приближается к экспертным оценкам.

Дополнительно было проведено исследование возможности автоматического формирования признаков в задаче классификации на предмет простоты. В качестве алгоритмов формирования признаков оценивались fasttext и BERT, которые сравнивались с описанным выше генератором признаков. Эксперимент показал, что в задаче оценки простоты требований вручную подобранный небольшой набор реле-

вантных признаков дает результаты лучше, чем автоматическая генерация признаков путем векторизации текста. Данный результат ожидаем, с учетом того, что, как говорилось выше, автоматическая векторизация текста производится на основе его семантики (то есть содержания), а оценка простоты требования связана с оценкой его формы.

Для демонстрации возможности выявления противоречий в требованиях также была проведена кластеризация тех же требований методом K-средних с применением для векторизации текстов методов doc2vec и BERT. Эксперимент показал [28], что при использовании в качестве метода векторизации doc2vec кластеризация приводит к выделению большого количества ложных противоречий (в данном случае их 6), а из реальных противоречий выявляет только почти дословные совпадения. В то же время, применение для векторизации BERT позволило выявить все противоречия в наборе, включая случаи полностью переформулированных требований и использования синонимов. При этом, количество ложных противоречий, добавленных в кластер минимально (в данном случае 1).

Для дальнейших исследований в области применения алгоритмов машинного обучения в настоящее время формируется большой набор данных (10000 требований) и его разметка экспертами. С учетом того, что алгоритмы машинного обучения чувствительны к размеру обучающей выборки, подготовка такого набора данных должна значительно повысить достоверность получаемых результатов.

7. Ограничения предложенного подхода

Для некоторых атрибутов качества требований соответствующие задачи машинного обучения пока не сформулированы, это остается предметом дальнейших исследований. Тем не менее, даже проверка тех атрибутов, для которых задачи удалось сформулировать, может быть полезна. Сложности проверки атрибутов качества относятся в первую очередь к атрибутам, обеспечение которых требует глубокой технической экспертизы в создании технических систем соответствующего класса или по-

нимания предметной области. Тем не менее, следует отметить, что для этих свойств:

- существуют простые методы автоматизированной оценки, позволяющие исключить явные дефекты;
- обеспечение этих свойств возможно в рамках традиционных "ручных" процедур, таких как рецензирование;
- эффективность этих традиционных процедур значительно повышается, если требования обладают другими свойствами (проверка которых может быть обеспечена), а также в них устранены явные дефекты, относящиеся к этим свойствам.

Другими словами, эффективность экспертных ("ручных") процедур обеспечения необходимых свойств требований значительно повышается, если в рамках этих процедур эксперты решают только вопросы, требующие глубокой экспертизы.

Заключение

В работе показано, что качество требований критически важно для успешности проектов создания сложной техники. Приводятся основные атрибуты качества требований и типовые процедуры контроля качества требований. Выделены основные направления инструментальной поддержки контроля качества требований и недостатки существующих средств инструментальной поддержки. Для преодоления этих недостатков предложено применить алгоритмы машинного обучения. Показано, что с учетом специфики атрибутов качества проверку каждого атрибута следует рассматривать как отдельную задачу, требующую особого подхода к решению. Предложены основные направления исследований в области применения алгоритмов машинного обучения в задачах контроля качества требований. Показано, как те или иные алгоритмы могут быть применены для решения задач проверки некоторых атрибутов качества. Также представлены полученные автором экспериментальные результаты, демонстрирующие реализуемость предложенного подхода.

Экспериментальная проверка реализуемости предложенных подходов показала, что применение алгоритмов машинного обучения сов-

местно с современными методами обработки естественного языка позволяет достигать результатов, сравнимых с человеческими (экспертными).

Таким образом, полученные результаты могут быть положены в основу новых средств инструментальной поддержки контроля качества требований, в том числе, ориентированных на применение в русскоязычной инженерной среде.

Литература

1. В.К. Батоврин, К.И. Гайдамака, Инженерия требований — ключевой фактор успеха проектов // Управление проектами и программами. 2017. № 01(49). С. 6–20.
2. SAE Standard ARP 4754A Guidelines for Development of Civil Aircraft and Systems. - Revised: 2010-12-21. URL: <http://standards.sae.org/arp4754a/>
3. Radio Technical Commission for Aeronautics RTCA/DO-178B "Software Considerations in Airborne Systems and Equipment Certification". - 1992.
4. ISO 26262-9:2011(en), Road vehicles — Functional safety
5. EN 50128 Railway applications - Communication, signalling and processing systems - Software for railway control and protection systems
6. Гуд Г. Х., Макол Р. Э. Системотехника. Введение в проектирование больших систем. М.: Советское радио, 1962. 384 с.
7. Холл А. Д. Опыт методологии для системотехники. М.: Советское радио, 1975. 448 с.
8. Hooks I. Writing Good Requirements // Proceeding's of the Third International Symposium of the INCOSE. 1993. Volume 2.
9. IEEE/ISO/IEC 29148-2018 - ISO/IEC/IEEE International Standard - Systems and software engineering -- Life cycle processes -- Requirements engineering, Dec. 2020.
10. INCOSE, "Guide for writing requirements INCOSE TP-2010-006-02," 73, 2015.
11. Pohl K. Requirements Engineering: Fundamentals, Principles, and Techniques. – Springer-Verlag. – 2010.
12. John C. Knight and E. Ann Myers. 1991. Phased inspections and their implementation. SIGSOFT Softw. Eng. Notes 16, 3 (July 1991), 29–35.
13. Sharma, Meena & Vishwakarma, Rajeev. (2012). Evaluation & Validation Of Work Products In Unified Software Development Process. International Journal of Software Engineering & Applications. 3. 10.5121/ijsea.2012.3208.
14. Génova G., Fuentes J., Llorens J. et al. A framework to measure and improve the quality of textual requirements // Requir. Eng. 2013. № 18:25–41. С. 25–41
15. Femmer H - "Requirements quality defect detection with the qualicen requirements scout" CEUR Workshop Proceedings 2018 vol: 2075
16. Post, Amalinda and Thomas Fuhr. "Case study: How Well Can IBM's "Requirements Quality Assistant" Review Automotive Requirements?" REFSQ Workshops (2021).
17. Gallego, Elena & Chalé, Hugo & Llorens, Juan & Fuentes, José M. & Alvarez-Rodríguez, Jose & Génova, Gonzalo &

- Fraga, Anabel. (2017). Requirements Quality Analysis: A Successful Case Study in the Industry. 10.1007/978-3-319-49103-5_14.
18. Batrovrin V., Gaydamaka K. Automated System for Requirements Assessment // Proceedings - 2019 Actual Problems of Systems and Software Engineering, APSSE 2019, 2019, стр. 58–62.
 19. Mitchell T. Machine Learning. — McGraw-Hill Science/Engineering/Math, 1997.
 20. Белоногова А.Д., Огнянович П.А., Гайдамака К.И. Применение методов машинного обучения для обеспечения качества спецификаций требований // International Journal of Open Information Technologies. 2021. vol. 9, no. 8.
 21. Гайдамака К.И. Метод оценки качества технических требований на основе частеречных шаблонов и метрического классификатора // Информатизация и связь. 2021. №8.
 22. Ramos J. Using TF-IDF to determine word relevance in document queries // Proceedings of the first instructional conference on machine learning. 2003, 4 p.
 23. Rong X. Word2vec parameter learning explained // arXiv preprint arXiv:1411.2738. 2014 Nov 11.
 24. Lau J. H., Baldwin T. An empirical evaluation of doc2vec with practical insights into document embedding generation // arXiv preprint arXiv:1607.05368. 2016 Jul 19.
 25. Devlin J., Chang M. W., Lee K., Toutanova K. Bert: Pre-training of deep bidirectional transformers for language understanding// arXiv preprint arXiv:1810.04805. 2018 Oct 11.
 26. Sravanthi P., Srinivasu B. Semantic similarity between sentences // International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET), 2017, vol. 4, no. 1, pp. 156—61.
 27. F. Koto, M. Adriani, "The Use of POS Sequence for Analyzing Sentence Pattern in Twitter Sentiment Analysis," Proceedings - IEEE 29th International Conference on Advanced Information Networking and Applications Workshops, WAINA 2015, (March), 547–551, 2015, doi:10.1109/WAINA.2015.58.
 28. K. Gaydamaka, A. Belonogova. Applying Unsupervised Machine Learning Algorithms to Ensure Requirements Consistency // "Программная инженерия" Том 13, № 4, 2022.

Гайдамака Кирилл Игоревич. Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования "МИРЭА - Российский технологический университет", г. Москва, Россия. Старший преподаватель. Количество печатных работ: 12. Область научных интересов: системная инженерия, инженерия требований, качество требований, машинное обучение. E-mail: k.gaydamaka@gmail.com

Applying Machine Learning Techniques for Requirements Quality Control

K. I. Gaydamaka

MIREA - Russian Technological University, Moscow, Russia

Abstract. The quality of requirements is critical to the success of complex technical systems projects. The paper presents the main procedures for quality control of requirements and the main directions of instrumental support for quality control of requirements. The shortcomings of the existing tools of instrumental support are listed. To overcome these shortcomings, it is proposed to apply machine learning algorithms. The main directions of research in the field of application of machine learning algorithms in the problems of requirements quality control are proposed. The experimental results obtained by the author, demonstrating the feasibility of the proposed approach, are presented. In some tasks, it was possible to achieve a quality of assessment comparable to that of an expert.

Keywords: requirements engineering; requirements quality; machine learning.

DOI 10.14357/20718632230109

References

1. V.K. Batovrin, K.I. Gaydamaka, Requirements engineering is a key success factor for projects // Project and program management. 2017. No. 01(49). pp. 6–20.
2. SAE Standard ARP 4754A Guidelines for the Development of Civil Aircraft and Systems. - Revised: 2010-12-21. URL: <http://standards.sae.org/arp4754a/>
3. Radio Technical Commission for Aeronautics RTCA/DO-178B "Software Considerations in Airborne Systems and Equipment Certification". - 1992.
4. ISO 26262-9:2011(en), Road vehicles — Functional safety
5. EN 50128 Railway applications - Communication, signaling and processing systems - Software for railway control and protection systems
6. Good G. Kh., Makol R. E. System engineering. Introduction to large systems design. M.: Soviet radio, 1962. 384 p.

7. A. D. Hall, Experience in Methodology for System Engineering. M.: Soviet radio, 1975. 448 p.
8. Hooks I. Writing Good Requirements // Proceeding's of the Third International Symposium of the INCOSE. 1993. Volume 2.
9. IEEE/ISO/IEC 29148-2018 - ISO/IEC/IEEE International Standard - Systems and software engineering - Life cycle processes - Requirements engineering, Dec. 2020.
10. INCOSE, "Guide for writing requirements INCOSE TP-2010-006-02," 73, 2015.
11. Pohl K. Requirements Engineering: Fundamentals, Principles, and Techniques. – Springer-Verlag. – 2010.
12. John C. Knight and E. Ann Myers. 1991. Phased inspections and their implementation. SIGSOFT Software. Eng. Notes 16, 3 (July 1991), 29–35.
13. Sharma, Meena & Vishwakarma, Rajeev. (2012). Evaluation & Validation Of Work Products In Unified Software Development Process. International Journal of Software Engineering & Applications. 3. 10.5121/ijsea.2012.3208.
14. Genova G., Fuentes J., Llorens J. et al. A framework to measure and improve the quality of textual requirements // Requir. Eng. 2013. No. 18:25–41. pp. 25–41
15. Femmer H - "Requirements quality defect detection with the qualicen requirements scout" CEUR Workshop Proceedings 2018 vol: 2075
16. Post, Amalinda and Thomas Fuhr. "Case study: How Well Can IBM's "Requirements Quality Assistant" Review Automotive Requirements?" REFSQ Workshops (2021).
17. Gallego, Elena & Chalé, Hugo & Llorens, Juan & Fuentes, José M. & Alvarez-Rodríguez, Jose & Genova, Gonzalo & Fraga, Anabel. (2017). Requirements Quality Analysis: A Successful Case Study in the Industry. 10.1007/978-3-319-49103-5_14.
18. Batrovrin V., Gaydamaka K. Automated System for Requirements Assessment // Proceedings - 2019 Actual Problems of Systems and Software Engineering, APSSE 2019, 2019, pp. 58–62.
19. Mitchell T. Machine Learning. — McGraw-Hill Science/Engineering/Math, 1997.
20. Belonogova A.D., Ognyanovich P.A., Gaidamaka K.I. Application of machine learning methods to ensure the quality of requirements specifications // International Journal of Open Information Technologies. 2021.vol. 9, no. eight.
21. Gaidamaka K.I. A method for assessing the quality of technical requirements based on part-of-talk templates and a metric classifier // Informatization and communication. 2021. No. 8.
22. Ramos J. Using TF-IDF to determine word relevance in document queries // Proceedings of the first instructional conference on machine learning. 2003, 4 p.
23. Rong X. Word2vec parameter learning explained // arXiv preprint arXiv:1411.2738. 2014 Nov 11.
24. Lau J. H., Baldwin T. An empirical evaluation of doc2vec with practical insights into document embedding generation // arXiv preprint arXiv:1607.05368. 2016 Jun 19.
25. Devlin J., Chang M. W., Lee K., Toutanova K. Bert: Pretraining of deep bidirectional transformers for language understanding// arXiv preprint arXiv:1810.04805. 2018 Oct 11.
26. Sravanthi P., Srinivasu B. Semantic similarity between sentences // International Research Journal of Engineering and Technology (IRJET), 2017, vol. 4, no. 1, pp. 156-61.
27. F. Koto, M. Adriani, "The Use of POS Sequence for Analyzing Sentence Pattern in Twitter Sentiment Analysis," Proceedings - IEEE 29th International Conference on Advanced Information Networking and Applications Workshops, WAINA 2015, (March), 547–551, 2015, doi:10.1109/WAINA.2015.58.
28. K. Gaydamaka, A. Belonogova. Applying Unsupervised Machine Learning Algorithms to Ensure Requirements Consistency // "Software Engineering" Vol. 13, No. 4, 2022.

Gaydamaka K. I. MIREA - Russian Technological University, 78 Vernadsky Avenue, Moscow 119454, Russia, e-mail: k.gaydamaka@gmail.com