

РАЗРАБОТКА НЕЙРОСЕТЕВОЙ МОДЕЛИ ДЛЯ АНАЛИЗА КАЧЕСТВА ERP-СИСТЕМ

Резчиков А.Ф.

Институт проблем управления им. В.А. Трапезникова РАН, Москва, Россия
rw4cy@mail.ru

Кушников В.А., Богомолов А.С., Селютин А.Д.

*Институт проблем точной механики и управления – обособленное структурное
подразделение ФГБУН ФИЦ «Саратовский научный центр Российской Академии Наук»,
Саратов, Россия*

kushnikoff@yandex.ru, aseliutin@ya99.ru, alexbogomolov@yandex.ru

Аннотация. ERP-системы автоматизируют бизнес-процессы на производствах. Однако, их качество может варьироваться. Разрабатывается нейросетевая модель на основе архитектуры многослойного перцептрона для анализа качества ERP-систем на основе 12 входных параметров ГОСТ Р ИСО/МЭК 25051-2017. Нейросеть редуцируется для повышения предсказательной точности.

Ключевые слова: ERP-системы, многослойный перцептрон, ГОСТ Р ИСО/МЭК 25010, редукция нейросети.

Введение

ERP (Enterprise Resource Planning) системы управления предприятием – это программные комплексы, предназначенные для автоматизации управления бизнес-процессами на предприятиях. ERP-системы объединяют в единую систему автоматизированный учет и управление складами, бухгалтерским учетом, контролем производственных операций, управлением поставками и другими производственными процессами. ERP-системы широко применяются в современном бизнесе для упрощения работы компаний, повышения их эффективности и производительности.

В настоящее время ERP-системы являются важной составной частью жизни производственных предприятий в разных отраслях, поскольку позволяют организовать более эффективное взаимодействие между различными отделами предприятий, ускорить производственные процессы и, следовательно, повысить продуктивность труда и прибыльность бизнеса.

Однако, возможные проблемы с функционированием ERP-систем могут привести к нарушению производственных процессов и значительным финансовым потерям. Поэтому необходимо производить анализ качества ERP-систем и искать возможности для их улучшения.

Качество ERP-систем характеризуется множеством критериев, включающих: функциональные возможности, уровень поддержки, общего качества программного кода и др. Большинство критериев описаны в ГОСТ Р ИСО/МЭК 25010 «Информационные технологии. Системная и программная инженерия. Требования и оценка качества систем и программного обеспечения (SQuaRE). Модели качества систем и программных продуктов». Соответствие ERP-системы характеристикам качества из ГОСТа может свидетельствовать о высоком уровне качества программного решения и его применимости для разных предприятий. В свете необходимости анализа качества программного обеспечения, в настоящее время существуют множество различных аспектов, которые должны быть учтены. Так, в ГОСТ Р ИСО/МЭК 25010 характеристиками качества являются: надежность, масштабируемость, безопасность и др. Все характеристики качества являются критически важными для успешной разработки и эксплуатации ERP-системы.

Важно отметить, что анализ качества ERP-систем является необходимым элементом в современном мире. Определение уровня качества отдельных модулей ERP-системы и технических характеристик может позволить компаниям сохранить деньги. В данном исследовании будет рассмотрена разработка информационной системы для анализа качества ERP-систем. В итоге, создание информационной системы для анализа качества ERP-систем позволит предприятиям более точно и эффективно оценивать применимость ERP-системы к их производству.

В исследовании [1] авторы сравнивали эффективность нескольких методов машинного обучения, включая нейросети, для предсказания уровня работоспособности разрабатываемой ERP-системы. Результаты исследования показали низкую точность предсказаний.

В исследовании [2] установлено, что нейросетевые модели не обеспечивают достаточный уровень точности в предсказании качества ERP-системы. Авторы выделяют проблему недостаточного количества данных для обучения нейросети.

В статье [3] авторы использовали нейросети для предсказания успеха реализации ERP-проектов на примере государственных производств Тайваня. В результате исследования было обнаружено, что точность предсказания с использованием нейросетей составила 62%, что в целом является низким показателем.

Таким образом, большинство исследований выделяют проблемы использования нейросетей при анализе качества ERP-систем, связанные с низкой точностью предсказания. Создание эффективной нейросети требует большого объема данных, правильного выбора нейросетевой архитектуры и конфигурационных параметров для обучения. Целью данного исследования является разработка нейросетевой модели для анализа качества ERP-систем, позволяющая повысить точность прогноза.

1. Постановка задачи

В статье предлагается разработать модель для анализа качества ERP-систем, в которой будут учитываться параметры качества программного обеспечения из ГОСТ Р ИСО/МЭК 25010 [4-6]. Это позволит проводить полный анализ качества ERP-систем. Этот анализ, в свою очередь, позволит компаниям выбрать конкретную ERP-систему для автоматизации своих бизнес-процессов.

Необходимость разработки данной модели обусловлена тем, что ERP-системы являются важным инструментом на современных производствах. Однако, основным препятствием при подборе ERP-системы является отсутствие точных критериев, которые могут помочь оценить ее качество. Данные нечеткие критерии, например, удобство использования, масштабируемость, безопасность и надежность, могут быть различными для каждой организации.

Поэтому для разработки нейросетевой модели определяются критерии качества в соответствии с ГОСТ Р ИСО/МЭК 25010. Также необходимо определить методы изучения отзывов экспертов из предметной области, чтобы учесть их мнение при оценке качества системы. Результаты работы модели должны помочь выбрать наиболее качественную ERP-систему.

Таким образом, необходимо разработать нейросетевую модель для анализа качества ERP-систем. Ключевыми шагами в решении этой задачи являются определение среза наиболее важных характеристик качества для ERP-систем и методов сбора данных.

2. Методы и материалы

Исследование качества ERP-систем требует систематического анализа больших объемов данных. Одним из решений для достижения этой цели является использование нейросетевых моделей. Нейросетевые модели хорошо подходят для обработки структурированных данных, так как они способны находить закономерности и снижать размерность входных переменных.

Одной из самых распространенных нейронных сетей является многослойный перцептрон. Его главное преимущество заключается в том, что он является универсальным аппроксиматором функций. Это означает, что с помощью многослойного перцептрона можно приближать любую непрерывную функцию на заданном интервале. Это свойство делает многослойный перцептрон применимым для решения различных задач в области анализа данных, включая анализ качества ERP-систем.

Для обучения нейросетевых моделей будет использоваться язык программирования Python и библиотека Keras. Keras облегчает процесс создания, обучения и оценки нейронных сетей. Библиотека имеет простой и удобный API, что делает ее привлекательной для начинающих и опытных программистов. Python и Keras широко используются в научных исследованиях и являются стандартом в индустрии искусственного интеллекта и машинного обучения [7].

3. Сбор данных

Для разработки нейросетевой модели, способной анализировать качество ERP-систем, была проведена работа по сбору данных. В рамках исследования была разработана анкета (веб-форма), которая была отправлена ста ведущим экспертам и разработчикам в области ERP-систем. В анкете предлагалось оценить 12 параметров качества, соответствующих стандарту ГОСТ Р ИСО/МЭК 25010. Этими параметрами являются: x_1 - функциональность, x_2 - пригодность, x_3 - правильность, x_4 - согласованность, x_5 - защищенность, x_6 - надежность, x_7 - стабильность, x_8 - восстанавливаемость, x_9 - практичность, x_{10} - понятность, x_{11} - простота, x_{12} - эффективность. Респонденты должны были оценить каждый параметр по шкале от 1 (минимальный) до 5 (очень высокий).

В итоге было получено 3013 записей о параметрах качества различных ERP-систем. Для дальнейшей работы набор данных был разбит на обучающую, тестовую и валидационную выборки соответственно. Обучающая выборка содержала 70% записей (2110 записей), тестовая - 20% (603

записи), валидационная - 10% (300 записей). График распределения данных между выборками представлен на рисунке 1.

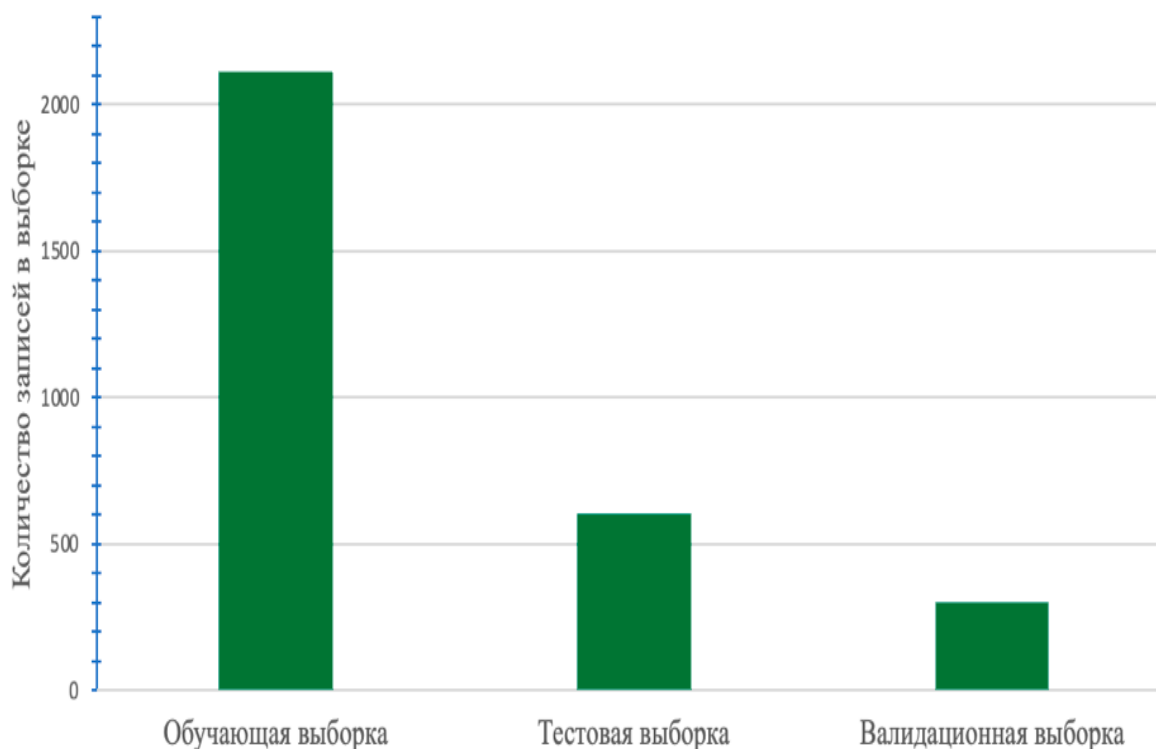


Рис. 1. Распределение данных между выборками

Полученные данные послужили основой для обучения нейросетевой модели.

4. Обучение нейросетевой модели

Перед обучением, была проведена нормализация данных. Это было необходимо для того, чтобы нейросеть могла адекватно интерпретировать значения входных параметров. Нормализация сводится к переводу значений входных данных в диапазон от 0 до 1, удобный для последующего анализа [8].

Для обучения нейросети использовался GPU на ноутбуке с 16 Гб ОЗУ и видеокартой NVIDIA GeForce GTX 1050. Такая конфигурация позволила быстро обучать нейросеть на большом количестве данных. Для обучения нейросетевой модели использовался многослойный перцептрон с 12 входными параметрами, 6 нейронами на скрытом слое и одним нейроном на выходном слое.

Обучение происходило минибатчами. Это означает, что обучающее множество разбивается на небольшие кортежи по 20 записей, а общие для всей модели веса корректируются в конце итерации. Всего таких итераций для первого этапа обучения было 400.

После первого этапа обучения нейросети точность модели на валидационной выборке составила 82%, что является довольно хорошим результатом. Однако, для более точной оценки качества системы, можно редуцировать лишние зависимости из нейросети.

Редукция многослойного перцептрона – это процесс уменьшения размерности выходных данных [9]. Редукция перцептрона может быть необходимой для улучшения обобщающей способности модели и снижения риска переобучения.

Алгоритмы редукции многослойного перцептрона используются для сокращения размерности слоев модели, их параметров или комбинации обоих. Чаще всего используются следующие методы редукции: пространственная редукция (spatial reduction), пространственно-временная редукция (spatio-temporal reduction), спектральная редукция (spectral reduction), а также методы, основанные на компрессии данными.

Одним из новых методов редукции, представленным в данной статье, является метод использования средних значений на основе L1 и L2 регуляризаций. Он позволяет находить оптимальные значения для коэффициентов регуляризации, что приводит к улучшению качества модели и ее способности к обобщению.

Метод L1 регуляризации использует сумму абсолютных значений компонентов матрицы весов модели, а L2 регуляризация – сумму квадратов компонентов матрицы весов модели. Комбинация этих

методов позволяет получить решение, которое учитывает как масштаб признаков, так и их вклад в общую ошибку модели.

Метод на основе средних значений с использованием L1 и L2 регуляризаций можно описать следующим образом:

1. Начало алгоритма;
2. Выбрать значения констант регуляризации для L1 и L2, например, 0.001 и 0.01 соответственно;
3. Найти оптимальные значения весов модели, учитывая регуляризационные требования L1 и L2;
4. Пересчитывать средние значения для каждого слоя модели, используя новые значения весов;
5. Повторить шаги 3-4 до тех пор, пока критерий остановки не будет достигнут;
6. Конец алгоритма.

Редукция позволяет снизить сложность модели и при этом сохранить ее способность к обобщению и точность предсказаний. На основе разработанного метода многослойный перцептрон, предназначенный для анализа качества ERP-систем, был редуцирован. График изменения точности модели в процессе редукции представлен на рисунке 2.

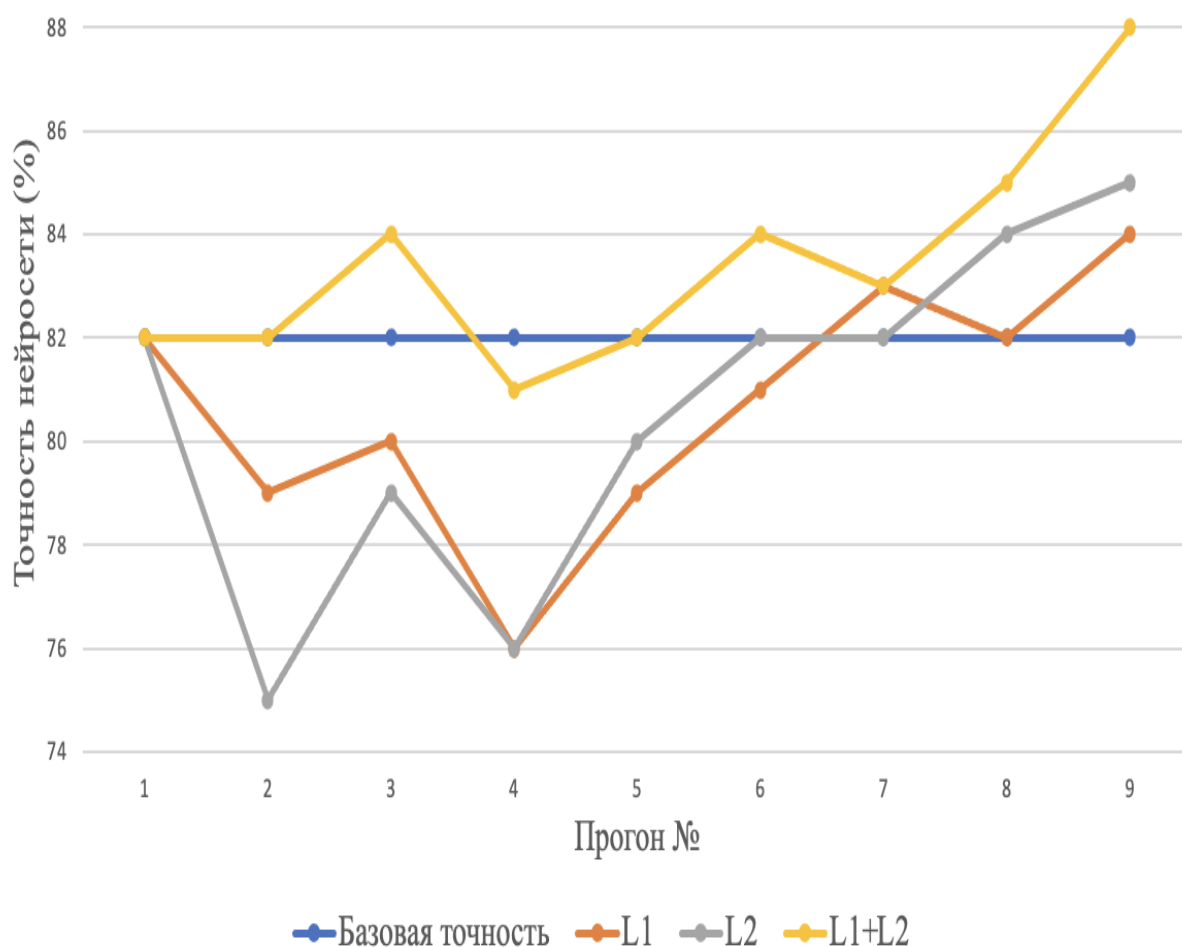


Рис. 2. Изменение точности многослойного перцептрона в процессе редукции

На графике изображена исходная точность (синий цвет) нейросети в 82%, которая не изменяется за все прогоны. Метод L1 регуляризации (оранжевый цвет) показал максимальную точность в 84% на 9 прогоне. Метод L2 регуляризации (серый цвет) показал максимальную точность в 85% также на 9 прогоне. Новый метод комбинации L1 и L2 регуляризации показал точность в 88%. Этой точности будет достаточно для анализа качества ERP-систем.

Однако, нейросетевая модель не может учитывать все правила предметной области в связи с субъективностью экспертной оценки в данных, на которых обучался перцептрон. В будущих исследованиях планируется изменить конфигурацию нейросети и увеличить ее точность.

5. Модельный пример

Для иллюстрации возможностей использования практического использования разработанной математической модели, предназначенной для оценки качества промышленной ERP-системы, была выполнена оценка качества системы Odoo, имеющей широкое распространение в приборостроительных отраслях промышленности. Проведем сравнительный анализ работы созданной нейросетевой модели многослойного перцептрона и экспертной оценки качества ERP-системы Odoo. Данная ERP-система была выбрана для сравнения, поскольку она является одной из наиболее популярных ERP-систем на рынке на данный момент.

Мы провели оценку качества Odoo на основе описанных входных параметров $x_1 \dots x_{12}$ с применением разработанного веб-приложения. Входные параметры совпадали с оценкой эксперта. Однако, итоговое значение качества ERP-системы отличалось. Нейросеть выдала среднюю оценку качества 0.89, а эксперт 0.63 (среднее из 5 опросов).

В таблице 1 отображена статистика оценки качества Odoo нейросетью и экспертом.

Таблица 1. Статистика оценки качества Odoo нейросетью и экспертом

| Оценка № | Нейросеть | Эксперт |
|----------|-----------|---------|
| 1 | 0,87 | 0,74 |
| 2 | 0,82 | 0,63 |
| 3 | 0,93 | 0,64 |
| 4 | 0,94 | 0,58 |
| 5 | 0,89 | 0,56 |

Эксперт обосновал свой вывод на основе заключения о функциональности и эффективности Odoo. Однако, эксперт не смог обосновать оценку согласованности и восстанавливаемости. Это может быть связано с ограниченной экспертизой и опытом эксперта в данной области.

Разработанное математическое обеспечение может использоваться совместно с уже известными методами оценки качества ERP-систем [10-11].

Исходя из этого, мы можем заключить, что использование нейросетевой модели может использоваться для анализа качества ERP-систем. Однако, не рекомендуется заменять экспертную оценку полностью нейросетевыми моделями, в связи с невозможностью модели охватить все правила предметной области, а вместо этого, предлагается использовать 2 подхода вместе для получения наиболее точных результатов.

6. Заключение

Разработана методика проверки качества ERP-систем. Для проверки качества была использована нейросетевая модель многослойного перцептрона для анализа качества ERP-систем. Модель имеет 12 входных параметров на основе стандарта ГОСТ Р ИСО/МЭК 25010, 6 нейронов на внутреннем слое и 1 на выходном слое. Она отличается от существующих моделей тем, что была редуцирована с использованием нового метода на основе подсчета среднего от L1 и L2 регуляризаций, что позволяет модели более точно оценивать качество ERP-систем.

Полученные результаты показывают, что модель обладает высокой точностью (88%). Однако, при сравнении предсказаний модели с экспертными оценками были обнаружены расхождения, что может свидетельствовать о неполном усвоении правил предметной областью моделью. В дальнейших исследованиях будет проведена оптимизация модели многослойного перцептрона.

Данное исследование может быть использовано при совершенствовании процессов функционирования как существующих, так и перспективных ERP-систем.

Литература

1. Kohli M. Supplier Evaluation Model on SAP ERP Application using Machine Learning Algorithms // International Journal of Engineering & Technology. – UAE, 2018. – P. 306–311.
2. Rouhani S., Zareravasan A. ERP success prediction: An artificial neural network approach // Scientia Iranica. – Sharif, 2012. – P. 1–10.
3. Zareravasan A., Rouhani S. An Expert System for Predicting ERP Post-Implementation Benefits Using Artificial Neural Network // International Journal of Enterprise Information Systems. – Hershey, 2014. – P. 24–45.
4. Донцов О.Г. Оценка стандарта ISO/IEC 25010 / О. Г. Донцов, С. Л. Гольдштейн // Системная интеграция в здравоохранении. – Екатеринбург, 2017. – С. 37–43.
5. Зайцев К.А. Сравнительный анализ характеристик качества программного обеспечения по стандартам

- ISO/IEC 9126 (2001) и ISO/IEC 25010 (2015) // Инноватика-2019 : сборник материалов XV Международной школы-конференции студентов, аспирантов и молодых ученых, Томск, 25–27 апреля 2019 года. – Томск: Общество с ограниченной ответственностью "СТТ", 2019. – С. 383-387.
6. *Соколов М.А.* Решение бизнес задач с использованием ERP-систем // Молодой ученый. 2014. N 15. – С. 136-139.
 7. *Тумасова А.А.* Проблемы внедрения ERP-систем в инфраструктурных отраслях экономики // Инфокоммуникационные технологии. 2014. – N 12. – С. 93-98.
 8. *Митрофанова А.С.* Обучение перцептрона // Тенденции развития науки и образования. 2019. N 49. – С. 69-71.
 9. *Палтаева М.Н.* Фреймворк Flask. Особенности и возможности // Лучшая студенческая статья 2020: Сборник статей II Международного научно-исследовательского конкурса. В 5-ти частях, Петрозаводск, 29 ноября 2020 года. – Петрозаводск: «Новая Наука». – Т. 2. – С. 311-314.
 10. *Склемин А.А.* Модели и алгоритмы проверки выполнимости планов мероприятий при управлении промышленным предприятием // Вестник Саратовского государственного технического университета. 2012. N 1(67). – С. 145-152.
 11. *Щербаков М.А.* Математическое моделирование флоат- процесса // Труды международного симпозиума «Надежность и качество», 2011. – Т. 1. – С. 103-105.