

Literaturrecherche: Datenqualitätssicherung in der Sarkomversorgung am KSL

Sivakumar, Sivanajani

B.Sc. Medizininformatik, Life Science

Betreuung von: Dr. Abdullah Kahraman und Dr. Philip Heesen (LUKS)

Auftraggeber: Dr. Bruno Fuchs und Dr. Philip Heesen

Experte: Dr. Fabian Arnold

Fachhochschule Nordwestschweiz FHNW

Hochschule für Life Sciences HLS

Muttenz, 09.Mai 2024

Zusammenfassung

Die Sicherstellung einer hohen Datenqualität stellt in der klinischen Forschung und Versorgung eine zentrale Herausforderung dar. Da nur vollständige und konsistente Daten als belastbare Entscheidungsgrundlage für die Patientenversorgung und wissenschaftliche Analysen dienen können (Pipino et al., 2002; Wang and Strong, 1996). Dies gilt insbesondere für Patient-Reported Outcome Measures (PROMs), die am Kantonsspital Luzern im Rahmen der Sarkomversorgung erhoben werden, um den subjektiv wahrgenommenen Gesundheitszustand und die Versorgungsqualität aus Sicht der Patient:innen zu dokumentieren (Gunasekera et al., 2025; McNevin et al., 2025).

Ziel dieser Literaturrecherche war es, die zentrale Fragestellung zu beantworten: Wie kann die Datenqualität von PROM-Daten in der Sarkomversorgung am Kantonsspital Luzern systematisch bewertet, überwacht und verbessert werden?

Um diese Fragestellung zu adressieren, wurden folgende Teilaspekte beleuchtet:

1. Relevante Datenqualitätsdimensionen in der Literatur:

Aufbauend auf etablierten Konzepten (Azeroual, 2022; Batini et al., 2009; Pipino et al., 2002; Wang and Strong, 1996) sowie aktuellen Studien im Bereich PROMs (Gunasekera et al., 2025; McNevin et al., 2025) wurden sechs Dimensionen als essenziell identifiziert: Vollständigkeit, Korrektheit, Konsistenz, Aktualität, Eindeutigkeit und Plausibilität.

2. Technisch umsetzbare Metriken und Prüfmechanismen:

Für jede dieser Dimensionen wurden spezifische Metriken und Prüfregeln herausgearbeitet, die eine automatisierte Bewertung im Rahmen eines Dashboards ermöglichen. Ergänzend zu regelbasierten Prüfungen wurden auch statistische Verfahren (z.B. z-Score, IQR, Trendanalysen) berücksichtigt, um insbesondere bei longitudinalen PROM-Daten Auffälligkeiten zu erkennen (Batini et al., 2009; Gunasekera et al., 2025).

3. Herausforderungen und Grenzen bei der Bewertung der Datenqualität:

Die Literatur verweist auf mehrere methodische und technische Herausforderungen, insbesondere im Hinblick auf Subjektivität, Kontextabhängigkeit, Automatisierungslücken und Interpretationsspielräume bei Schwellenwerten (McNevin et al., 2025; Pipino et al., 2002). PROM-Daten erfordern daher ein ausgewogenes Zusammenspiel aus automatisierten Prüfmechanismen, manueller Validierung und kontextsensitiver Interpretation.

Als Ergebnis der Recherche wurde eine konzeptionelle Grundlage für die Entwicklung eines webbasierten Dashboards geschaffen. Dieses Dashboard soll die automatisierte Überwachung, Visualisierung und Alarmierung datenqualitätsrelevanter Auffälligkeiten in PROM-Daten unterstützen. Das Dashboard basiert auf einer Systemarchitektur mit PostgreSQL (Datenbank), FastAPI (Backend) und React (Frontend), ergänzt durch konfigurierbare Alerts und Benutzerrollen.

Die Arbeit liefert damit einen praxisnahen Ansatz, wie PROM-Daten im klinischen Alltag systematisch überwacht und verbessert werden können, um die Aussagekraft der Daten zu erhöhen und die Versorgungsqualität sowie die Forschungsvalidität zu stärken.

Inhaltsverzeichnis

Zusammenfassung

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
2	Definition und Bedeutung von Datenqualität	2
2.1	Begriffsverständnis: Was ist Datenqualität?	2
3	Dimensionen der Datenqualität	3
3.1	Begriff und Funktion von Datenqualitätsdimensionen	3
3.2	Auswahl geeigneter Qualitätsdimensionen für PROM-Daten	4
3.2.1	Qualitätsdimension: Vollständigkeit	4
3.2.2	Qualitätsdimension: Korrektheit	5
3.2.3	Qualitätsdimension: Konsistenz	6
3.2.4	Qualitätsdimension: Aktualität	7
3.2.5	Qualitätsdimension: Eindeutigkeit	8
3.2.6	Qualitätsdimension: Plausibilität	9
3.2.7	Abgrenzung: Korrektheit, Konsistenz und Plausibilität	10
3.3	Übersichtstabelle: Datenqualitätsdimensionen	11
3.4	Herausforderungen und Grenzen von Datenqualitätsdimensionen	12
3.4.1	Subjektivität und Validierungsprobleme	12
3.4.2	Abhängigkeit vom Nutzungskontext	12
3.4.3	Automatisierungslücken	12
3.4.4	Interpretationsspielräume bei Schwellenwerten	12
4	Methoden der Datenqualitätssicherung	13
4.1	Manuelle vs. automatisierte Prüfungen	13
4.2	Validierungsregeln und Plausibilitätsprüfungen	14
4.3	Statistische Verfahren und Ausreisser Erkennung	15
4.4	Alerts und Monitoring bei Fehlern	15
5	Technische Architektur des Dashboards	16
5.1	Datenquelle: PostgreSQL	16
5.2	Backend: FastAPI für Regelprüfung und Schnittstellen	16
5.3	Frontend: React-Webanwendung	17
5.4	Alerts und Benachrichtigungen	17

6	Bewertungskriterien und Metriken	18
6.1	Definition von Schwellenwerten und Bewertungsskalen	18
7	Anforderungen an das Dashboard	19
7.1	Zielgruppen und Benutzer:innen	19
7.2	Reaktionsmöglichkeiten auf Qualitätsprobleme	19
8	Zusammenfassung und Ausblick	20
8.1	Zentrale Erkenntnisse	20
8.2	Offene Fragen und Herausforderungen	20
8.3	Ausblick: Konzept- und Umsetzungsphase	20
9	Literaturverzeichnis	21

1 Einleitung

Die Sicherstellung einer hohen Datenqualität ist in der klinischen Forschung und Versorgung von zentraler Bedeutung, da nur valide und vollständige Daten verlässliche Entscheidungsgrundlagen liefern können (Pipino et al., 2002; Wang and Strong, 1996). Dies gilt insbesondere für die Patient-Reported Outcome Measures (PROMs), die am Kantonsspital Luzern (LUKS) regelmässig im Rahmen der Sarkomversorgung erhoben werden. PROMs ermöglichen es, den Gesundheitszustand und die Versorgungsqualität aus Patient:innensicht systematisch zu erfassen.

Allerdings ist bekannt, dass PROM-Daten – wie andere klinische Daten – anfällig für typische Qualitätsprobleme wie Unvollständigkeit, Widersprüche, veraltete Angaben oder unplausible Werte sind. Zudem zeigen aktuelle Studien, dass PROM-Erhebungen häufig durch Selektionsverzerrungen und eingeschränkte Repräsentativität beeinträchtigt werden, was die Aussagekraft der Daten weiter gefährdet (McNevin et al., 2025).

Im Rahmen dieser Arbeit wird daher ein Dashboard zur Echtzeitüberwachung der PROM-Datenqualität in der Sarkomversorgung am Kantonsspital Luzern konzipiert. Dieses soll datenqualitätsrelevante Auffälligkeiten automatisiert identifizieren, visualisieren und für verschiedene Nutzergruppen verständlich aufbereiten.

Die zentrale Fragestellung dieser Literaturrecherche lautet daher:

Wie kann die Datenqualität von PROM-Daten in der Sarkomversorgung am Kantonsspital Luzern systematisch bewertet, überwacht und verbessert werden?

Dabei werden folgende Teilfragen adressiert:

- Welche Qualitätsdimensionen gelten in der Literatur als relevant für die Datenqualität?
- Welche Metriken und Prüfmechanismen lassen sich für diese Dimensionen technisch umsetzen?
- Welche Herausforderungen und Grenzen bestehen bei der automatisierten Bewertung der PROM-Datenqualität im klinischen Alltag?

Ziel der Arbeit ist es, eine fundierte konzeptionelle Grundlage für die Entwicklung eines webbasierten Dashboards zur Datenqualitätsüberwachung zu schaffen, basierend auf bewährten Methoden der Datenqualitätsforschung (Azeroual, 2022; Batini et al., 2009; McNevin et al., 2025; Pipino et al., 2002; Wang and Strong, 1996).

2 Definition und Bedeutung von Datenqualität

Die Qualität der erhobenen Daten ist eine zentrale Voraussetzung für fundierte Entscheidungen in der klinischen Forschung und Versorgung. Nur wenn Daten vollständig und korrekt vorliegen, können sie die Grundlage für patientenorientierte Massnahmen bilden. Datenqualität beschreibt in diesem Zusammenhang, wie gut Daten für ihren jeweiligen Analyse- oder Entscheidungszweck geeignet sind (Pipino et al., 2002; Wang and Strong, 1996).

Dies gilt auch für die Sarkomversorgung am Kantonsspital Luzern, wo PROMs eingesetzt werden, um den Therapieerfolg und die Versorgungsqualität aus Sicht der Patient:innen zu bewerten. PROMs liefern wichtige Einblicke in das subjektive Erleben von Symptomen und Therapieverläufen. Allerdings zeigen aktuelle Studien, dass PROM-Daten – wie andere klinische Daten – anfällig für typische Qualitätsprobleme wie Unvollständigkeit, Widersprüche, veraltete oder unplausible Angaben sind (Gunasekera et al., 2025).

Zur systematischen Bewertung der Datenqualität haben sich in der Literatur verschiedene Dimensionen etabliert, die es ermöglichen, Schwachstellen gezielt zu identifizieren und automatisiert zu überwachen:

- Vollständigkeit: Alle erforderlichen Informationen sind vorhanden.
- Korrektheit: Die Daten entsprechen der Realität.
- Konsistenz: Angaben sind widerspruchsfrei innerhalb und zwischen Datensätzen.
- Aktualität: Die Daten sind zum aktuellen Zeitpunkt relevant.
- Eindeutigkeit: Jede Information ist eindeutig zuordenbar und liegt nur einmal vor.
- Plausibilität: Die Angaben erscheinen im medizinischen Kontext nachvollziehbar und realistisch.

Diese Qualitätsdimensionen bilden die Grundlage für technische Prüfungen und datenqualitätsbezogene Visualisierungen – zum Beispiel im Rahmen eines Dashboards zur Echtzeitüberwachung der PROM-Daten im KSL. Eine detaillierte Beschreibung der einzelnen Dimensionen sowie ihrer operativen Umsetzung erfolgt in Kapitel **Fehler! Verweisquelle konnte nicht gefunden werden.** Kapitel (Azeroual, 2022).

2.1 Begriffsverständnis: Was ist Datenqualität?

Datenqualität ist mehr als die Abwesenheit von Fehlern – sie beschreibt alle Eigenschaften, die darüber entscheiden, ob Daten für einen bestimmten Zweck geeignet sind. In der Literatur wird dieses Prinzip oft als „Fitness for Use“ bezeichnet, also die Eignung von Daten für ihren konkreten Anwendungs- oder Analysekontext (Wang and Strong, 1996).

Um Datenqualität systematisch zu bewerten, werden standardisierte Indikatoren herangezogen, die sowohl qualitative als auch quantitative Schwachstellen sichtbar machen. Diese sogenannten Datenqualitätsdimensionen sind ein zentraler Bestandteil datengeteuerter Qualitätskontrollen (Batini et al., 2009; Pipino et al., 2002).

3 Dimensionen der Datenqualität

3.1 Begriff und Funktion von Datenqualitätsdimensionen

Datenqualität ist kein statischer Zustand, sondern ein vielschichtiges Konzept, das je nach Nutzungskontext unterschiedliche Anforderungen stellt. In der klinischen Versorgung – und insbesondere in Systemen, die PROM-Daten verarbeiten – steht die Verlässlichkeit und Nutzbarkeit der patientenberichteten Angaben im Mittelpunkt (Azeroual, 2022; Gunasekera et al., 2025).

Um Datenqualität systematisch zu bewerten und automatisiert zu überwachen, werden in der Literatur sogenannte Datenqualitätsdimensionen herangezogen. Diese Dimensionen erlauben eine differenzierte Analyse von Schwachstellen – etwa fehlende Antworten, Widersprüche oder unplausible Werte – und bilden damit die Grundlage für ein technisches Monitoring im geplanten Dashboard (Azeroual, 2022; Pipino et al., 2002).

In PROM-spezifischen Kontexten wurde zusätzlich gezeigt, dass diese Dimensionen durch die Besonderheiten subjektiver Datenerfassung ergänzt werden müssen, etwa durch Prüfungen zur Plausibilität und Konsistenz patientenberichteter Informationen (McNevin et al., 2025).

Ein bewährtes Referenzmodell liefert Wang und Strong (1996), die Datenqualität im Sinne der „Fitness for Use“ definieren – also bezogen auf die Eignung für den konkreten Analyse- oder Entscheidungszweck. Diese Idee wurde in Folgearbeiten, etwa von Pipino et al. (2002), Batini et al. (2009) und Azeroual (2022), weiterentwickelt. Die Autor:innen betonen, dass sowohl objektive Indikatoren (wie der Anteil fehlender Felder) als auch subjektive Aspekte (wie Verständlichkeit oder Relevanz) berücksichtigt werden müssen, um ein realistisches Bild der Datenlage zu erhalten (Azeroual, 2022; Batini et al., 2009; Pipino et al., 2002).

Aktuelle Studien unterstreichen zudem, dass PROM-Daten spezifische Herausforderungen an die Datenqualität stellen, da sie auf subjektiven Angaben basieren. Diese sind besonders anfällig für Messfehler, inkonsistente Angaben oder fehlende Werte, was die Interpretation und Nutzung erschwert (Gunasekera et al., 2025; McNevin et al., 2025). Daher ist eine systematische Überwachung dieser Dimensionen wichtig, um valide Aussagen aus PROM-Daten zu ermöglichen.

3.2 Auswahl geeigneter Qualitätsdimensionen für PROM-Daten

Die Auswahl der im Dashboard zu überwachenden Qualitätsdimensionen basiert auf Konzepten der Datenqualitätsforschung (Azeroual, 2022; Batini et al., 2009; Wang and Strong, 1996) sowie auf aktuellen Studien, die die besonderen Herausforderungen bei der Nutzung von PROM-Daten hervorheben (Gunasekera et al., 2025; McNevin et al., 2025). Insgesamt haben sich folgende sechs Dimensionen als besonders relevant und technisch umsetzbar erwiesen:

- **Vollständigkeit:** Sind alle notwendigen Fragen im Fragebogen beantwortet?
- **Korrektheit:** Entsprechen vorhandene Angaben realen Bedingungen?
- **Konsistenz:** Gibt es Widersprüche innerhalb eines Fragebogens oder zwischen verschiedenen Angaben?
- **Aktualität:** Wurde der Fragebogen im vorgesehenen Zeitraum ausgefüllt?
- **Eindeutigkeit:** Liegt jeder Fall bzw. jede Befragung eindeutig und nur einmal im System vor?
- **Plausibilität:** Sind die Angaben im medizinischen Kontext nachvollziehbar?

Diese Dimensionen bilden die Grundlage für die technischen Prüfmechanismen im geplanten Dashboard. In den folgenden Abschnitten werden sie einzeln beschrieben, mit Beispielen illustriert und durch geeignete Metriken ergänzt.

3.2.1 Qualitätsdimension: Vollständigkeit

Definition:

Vollständigkeit beschreibt den Grad, zu dem alle erwarteten Informationen in einem Datensatz vorhanden sind. Im Kontext von PROMs bedeutet dies, dass Patient:innen alle vorgesehenen Fragen eines Fragebogens vollständig beantwortet haben. Dabei wird zwischen der Feldebene (z.B. einzelne Antwortfelder) und der Fragebogenebene (z. B. vollständig ausgefüllter Fragebogen) unterschieden. Laut Wang und Strong (1996) zählt Vollständigkeit zu den zentralen objektiven Dimensionen der Datenqualität (Pipino et al., 2002; Wang and Strong, 1996). Gerade bei PROM-Daten ist diese Dimension kritisch, da fehlende Angaben die Aussagekraft der Daten erheblich beeinträchtigen können (Gunasekera et al., 2025).

Beispiel für die PROM-Datenerhebung:

Nehmen wir an, dass ein standardisierter Sarkom-Fragebogen 20 Fragen zu Schmerz, Mobilität und psychischem Befinden enthält. Wenn ein Patient nur 14 Fragen beantwortet hat, fehlen 30 % der Informationen – was die Aussagekraft der Auswertung und die Vergleichbarkeit mit anderen Fällen einschränkt.

Mögliche Metrik:

- Anteil vollständig ausgefüllter Felder pro Patient:in und pro Fragebogen
- Formel (vereinfacht):

$$Vollständigkeit[\%] = \frac{\text{Anzahl ausgefüllter Felder}}{\text{Gesamtanzahl erwarteter Felder}} * 100$$

- Beispiel: Fragebogen mit 80 Fragen, Patient:in beantwortet 70 Fragen: $\frac{70}{80} * 100 = 87.5\%$

Interpretation:

Ein Vollständigkeitswert unter einem definierten Schwellenwert (z. B. 90 %) weist auf ein mögliches Qualitätsproblem hin – etwa aufgrund fehlender Motivation, technischer Schwierigkeiten oder unklarer Fragestellungen. Solche Fälle sollten im Dashboard visuell hervorgehoben werden, um gezielte Nachfragen oder Korrekturen zu ermöglichen.

3.2.2 Qualitätsdimension: Korrektheit

Definition:

Korrektheit beschreibt den Grad, in dem ein erfasster Datenwert der tatsächlichen Realität entspricht. Im Kontext von PROMs bedeutet dies, dass die Angaben der Patient:innen sowohl formal korrekt (z. B. gültiges Zahlenformat) als auch inhaltlich realistisch sind – und nicht durch Eingabefehler, Missverständnisse oder Übertragungsfehler verzerrt wurden. Da eine direkte Verifikation mit der Realität bei subjektiven Angaben meist schwierig ist, erfolgt die Prüfung häufig über definierte Wertebereiche, Plausibilitätsregeln oder durch Abgleich mit Vergleichsdaten. Laut Pipino et al. (2002) zählt Korrektheit zu den anspruchsvolleren Dimensionen der Datenqualität, da sie in vielen Fällen eine Referenz („Ground Truth“) erfordert (Pipino et al., 2002).

Abgrenzung zu Vollständigkeit:

Während die Vollständigkeit (Kapitel 3.2.1) fehlende Werte adressiert, beschäftigt sich Korrektheit mit vorhandenen, jedoch inhaltlich fehlerhaften oder unrealistischen Angaben. Wie z. B. extrem hohe Schmerzangaben durch Missverständnisse oder unbeabsichtigte Fehleingaben.

Beispiel für die PROM-Datenerhebung:

Ein Patient gibt bei einer Schmerzskala von 0 bis 10 den Wert 99 an. Obwohl das Feld formal ausgefüllt ist, stellt dies einen klaren inhaltlichen Fehler dar. Solche fehlerhaften Einträge können die Analyse verzerren und die Aussagekraft der Ergebnisse beeinträchtigen (Gunasekera et al., 2025; Pipino et al., 2002).

Mögliche Metrik:

- Anteil korrekt validierter Werte im Vergleich zu definierten Gültigkeitsregeln
- Formel (vereinfachte Einschätzung bei automatisierten Regeln) :

$$\text{Korrektheit}[\%] = \frac{\text{Anzahl gültiger Werte innerhalb definierter Grenzen}}{\text{Gesamtanzahl geprüfter Werte}} * 100$$

Beispielhafter technischer Ansatz:

- Definition akzeptabler Wertebereiche (z.B. Skala 0 bis 10 bei numerischen Fragen)
- Visuelle Markierung von fehlerhaften Werten zur Nachkontrolle oder Kommentierung durch Fachpersonal

Interpretation:

Niedrige Korrektheitswerte deuten auf mögliche Verständnisprobleme bei den Fragen, technische Fehler oder eine unzureichende Eingabevalidierung hin. Insbesondere bei PROM-Daten, die auf subjektiven Einschätzungen beruhen, ist diese Dimension kritisch, da Abweichungen häufig unbemerkt bleiben (McNevin et al., 2025). Eine transparente Visualisierung solcher Auffälligkeiten im Dashboard unterstützt eine frühzeitige Erkennung und gezielte Korrektur.

3.2.3 Qualitätsdimension: Konsistenz

Definition:

Konsistenz beschreibt den Grad an logischer Widerspruchsfreiheit innerhalb eines Datensatzes oder zwischen verschiedenen Einträgen. PROM-Daten gelten als konsistent, wenn sie innerhalb eines Fragebogens und in Bezug auf andere patientenbezogene Angaben (z. B. Alter, Geschlecht, Erkrankungsverlauf) widerspruchsfrei sind. Inkonsistenzen können durch Mehrfacheinträge, Verständnisprobleme bei der Befragung oder technische Übertragungsfehler entstehen. Laut Batini et al. (2009) ist Konsistenz insbesondere in Systemen mit mehreren Datenquellen oder bei manueller Dateneingabe kritisch.

Aktuelle Studien zeigen, dass PROM-Daten aufgrund ihrer subjektiven Natur besonders anfällig für Konsistenzfehler sind – beispielsweise, wenn Patient:innen in einer Befragung gleichzeitig „keine Beschwerden“ und „hohe Schmerzintensität“ angeben (Gunasekera et al., 2025; McNevin et al., 2025). Diese Inkonsistenzen erschweren nicht nur die Interpretation der Daten, sondern können zu falschen klinischen Schlüssen führen.

Beispiel für die PROM-Datenerhebung:

Eine Patientin kreuzt an, seit sechs Monaten keine Schmerzen mehr zu haben, gibt im nächsten Feld aber eine aktuelle Schmerzintensität von 9/10 an. Solche widersprüchlichen Angaben deuten auf mangelnde Konsistenz hin und können die Interpretation der Daten erheblich erschweren.

Mögliche Metrik:

- Anteil widerspruchsfreier Antworten innerhalb definierter Regelsets
- Formel (vereinfacht):

$$\text{Konsistenz}[\%] = \frac{\text{Anzahl logisch stimmiger Einträge}}{\text{Gesamtanzahl geprüfter Fälle}} * 100$$

Technische Umsetzung im Dashboard:

- Definition von Validierungsregeln zwischen Fragen (z.B. „Wenn Antwort A = "keine Beschwerden", dann darf Antwort B ≠ "sehr starke Beschwerden" sein)
- Implementierung regelbasierter Prüfungen mittels SQL, Python oder spezialisierter Validierungslogik
- Automatische Kennzeichnung widersprüchlicher Antworten zur gezielten Überprüfung

Interpretation:

Konsistenzfehler schwächen die Aussagekraft von PROM- Auswertungen und können auf fehlerhafte Dateneingabe, Verständnisprobleme der Patient:innen oder unklare Fragestellungen hindeuten. Besonders bei PROMs, die subjektive Bewertungen erfassen, sind klare Validierungsregeln und visuelle Hervorhebungen im Dashboard wichtig, um Auffälligkeiten frühzeitig zu erkennen und gezielte Nachbesserungen anzustossen (Gunasekera et al., 2025).

3.2.4 Qualitätsdimension: Aktualität

Definition:

Aktualität beschreibt, inwieweit die vorliegenden Daten den aktuellen Gesundheitszustand einer Patientin oder eines Patienten zum Zeitpunkt der Nutzung korrekt widerspiegeln. Bei PROM-Daten ist Aktualität kritisch, da diese Angaben den subjektiven Gesundheitszustand in Echtzeit oder in definierten Intervallen erfassen sollen. Verzögerte oder veraltete Daten können zu Fehleinschätzungen im Krankheitsverlauf führen und die Wirksamkeit der Versorgung beeinträchtigen (Gunasekera et al., 2025; Pipino et al., 2002).

Abgrenzung:

Ein älteres Erhebungsdatum stellt nicht automatisch ein Qualitätsproblem dar. Entscheidend ist, ob die Daten innerhalb des vorgesehenen Erhebungsintervalls erfasst wurden – etwa bei Fragebögen, die alle drei oder sechs Monate ausgefüllt werden sollen. Bleibt ein erwarteter Eintrag aus, liegt ein Aktualitätsproblem vor (Azeroual, 2022; McNevin et al., 2025).

Beispiel für die PROM-Datenerhebung:

Laut Nachsorgeprotokoll sollte ein Patient alle drei Monate einen PROM-Fragebogen ausfüllen. Der letzte Eintrag datiert jedoch von vor mehr als sechs Monaten. Dadurch fehlen aktuelle Informationen zum Gesundheitszustand, was die Verlaufsbewertung und Nachsorgeentscheidungen erschwert.

Mögliche Metrik:

- Anteil der PROM-Einträge, die innerhalb des erwarteten Intervalls eingegangen sind
- Durchschnittliche Differenz zwischen geplantem und tatsächlichem Erfassungszeitpunkt (Time Lag)
- Formel (vereinfacht):

$$\text{Aktualität [\%]} = \frac{\text{Anzahl fristgerechter Einträge}}{\text{Anzahl erwarteter Einträge im Zeitraum}} * 100$$

Technische Umsetzung:

- Vergleich des tatsächlichen Eintragsdatums mit dem erwarteten Intervall (z.B. ``next_due_date``)
- Kennzeichnung überfälliger Einträge (z.B. farblich im Diagramm)
- Benachrichtigungen bei fehlender Aktualität (z.B. „Letzter PROM-Eintrag > 90 Tage alt“)

Interpretation:

Ein Mangel an Aktualität in PROM-Daten bedeutet, dass der subjektive Gesundheitszustand der Patient:innen möglicherweise nicht mehr aktuell abgebildet ist – was insbesondere in dynamischen Krankheitsverläufen wie in der Sarkomversorgung problematisch ist (Gunasekera et al., 2025). Im Dashboard können solche Fälle automatisiert erkannt und visuell hervorgehoben werden. Dies unterstützt eine proaktive Qualitätssicherung und verbessert die Aussagekraft von PROM-basierten Verlaufsanalysen (Azeroual, 2022; McNevin et al., 2025).

3.2.5 Qualitätsdimension: Eindeutigkeit

Definition:

Eindeutigkeit beschreibt, in welchem Mass jede Patient:in, jeder Fragebogen und jede Erhebung nur einmal korrekt im System erfasst ist (Azeroual, 2022; Pipino et al., 2002). In einem datenbasierten Monitoring wie dem PROM-Dashboard ist dies entscheidend, um Doppelzählungen zu vermeiden und die Auswertung nicht zu verfälschen (Gunasekera et al., 2025).

Abgrenzung:

Während Konsistenz (Kapitel 3.2.3) inhaltliche Widersprüche adressiert, fokussiert Eindeutigkeit auf die strukturierte und einmalige Repräsentation von Datensätzen. Auch wenn zwei Einträge identisch erscheinen, dürfen sie nicht doppelt vorliegen – z.B. durch technische Synchronisationsfehler oder Mehrfacheingaben durch Patient:innen.

Beispiel für die PROM-Datenerhebung:

Ein Patient füllt versehentlich denselben PROM-Fragebogen zweimal aus. Beide Einträge werden gespeichert, ohne als Duplikat erkannt zu werden. Dies führt zu einer künstlich erhöhten Antwortquote und kann statistische Auswertungen verfälschen.

Mögliche Metrik:

- Anteil eindeutiger PROM-Einträge pro Patient:in und Erhebungszeitpunkt
- Anzahl erkannter Dubletten pro Datensatzklasse (z.B. (*patient_id*, *date*))
- Formel (vereinfacht):

$$\text{Eindeutigkeit [\%]} = \frac{\text{Anzahl eindeutiger Kombinationen}}{\text{Gesamtanzahl Einträge}} * 100$$

Technische Umsetzung:

- Verwendung von kombinierten Schlüsseln (z. B. *patient_id* + *timestamp*)
- Plausibilitätsprüfung: Gibt es zwei Einträge am selben Tag?
- Einsatz von Fuzzy-Matching-Verfahren bei unstrukturierten Feldern (z.B. Name, Geburtsdatum) zur Erkennung verdeckter Dubletten

Interpretation:

Mangelnde Eindeutigkeit führt zu Verzerrungen in der Analyse und Interpretation von PROM-Daten – mit potenziellen Auswirkungen auf Versorgungsentscheidungen (Gunasekera et al., 2025). Das geplante Dashboard soll solche Dubletten automatisiert identifizieren, visuell kennzeichnen und gezielte Bereinigungsprozesse unterstützen.

3.2.6 Qualitätsdimension: Plausibilität

Definition:

Plausibilität beschreibt, ob erfasste Werte im jeweiligen medizinischen und kontextuellen Rahmen glaubwürdig und nachvollziehbar erscheinen. Im Gegensatz zur Korrektheit, die einen Abgleich mit einer validierten Referenz erfordert, prüft Plausibilität, ob ein Wert im gegebenen Kontext logisch, realistisch und erfahrungsbasiert nachvollziehbar ist (Batini et al., 2009). Gerade bei patientenberichteten Daten wie PROMs – die auf subjektiven Einschätzungen der Patient:innen beruhen – kann es zu Eingaben kommen, die formal korrekt, aber inhaltlich zweifelhaft sind (Batini et al., 2009; Gunasekera et al., 2025).

Abgrenzung:

Plausibilität liegt zwischen Korrektheit (Kapitel 3.2.2) und Konsistenz (Kapitel 3.2.3): Während Korrektheit die Übereinstimmung mit der Realität prüft und Konsistenz interne Widerspruchsfreiheit bewertet, geht es bei der Plausibilität um die Frage, ob ein Wert innerhalb des gegebenen medizinischen Kontexts überhaupt glaubwürdig erscheint – auch ohne Abgleich mit externen Quellen.

Beispiel für die PROM-Datenerhebung:

Ein Fragebogen enthält eine Antwort auf eine Frage zu Nebenwirkungen – obwohl gar keine Therapie dokumentiert ist.

Mögliche Metrik:

- Anteil der Einträge, die vordefinierten Plausibilitätsregeln entsprechen
- Anzahl auffälliger Abweichungen vom medizinisch akzeptierten Erwartungsbereich
- Formel (vereinfacht):

$$\text{Plausibilität [\%]} = \frac{\text{Anzahl plausibler Einträge}}{\text{Gesamtzahl geprüfter Einträge}} * 100$$

Technische Umsetzung:

- Regelbasierte Validierungen: z.B. „Schmerzscore ≤ 10 “, „BMI zwischen 10 und 60“
- Statistische Anomalie-Erkennung: z.B. IQR, z-Score oder Zeitreihenanalysen
- Visualisierung von Auffälligkeiten z.B. durch Boxplots, Heatmaps oder interaktive Dashboards

Interpretation:

Plausibilitätsprüfungen sind laut Batini et al. (2009) und in aktuellen PROM-spezifischen Studien (Gunasekera et al., 2025; McNevin et al., 2025) ein unerlässlicher Bestandteil der Datenqualitätsüberwachung. Sie helfen, Eingabefehler, Missverständnisse oder technische Probleme frühzeitig zu erkennen. Im geplanten Dashboard für die Sarkomversorgung sollen auffällige Werte automatisiert identifiziert, visualisiert und mit entsprechenden Hinweisen versehen werden, um gezielte Nachprüfungen und Korrekturen zu ermöglichen.

3.2.7 Abgrenzung: Korrektheit, Konsistenz und Plausibilität

Die Dimensionen Korrektheit, Konsistenz und Plausibilität werden in der Praxis häufig miteinander verwechselt oder synonym verwendet, unterscheiden sich jedoch hinsichtlich ihrer Bewertungslogik deutlich. Für die technische Umsetzung eines Dashboards zur Datenqualitätsüberwachung – insbesondere im Kontext von PROM-Daten – ist eine klare Trennung dieser Begriffe unerlässlich, um gezielte Prüfregeln zu formulieren und passende Visualisierungen zu entwickeln. In der Tabelle 1 wird die Abgrenzung dieser drei Dimensionen dargestellt.

Tabelle 1: Abgrenzung der Dimensionen Korrektheit, Konsistenz und Plausibilität in Bezug auf PROM-Daten.

Dimension	Bewertungsfokus	Definition	Beispiel
Korrektheit	Abgleich mit der Realität (Realitätstreue)	Entspricht der Wert dem tatsächlichen Sachverhalt? (z.B. durch Abgleich mit Primärdaten. „Ground Truth“)	OP-Datum in System: 01.10 statt korrekt 10.01 → formal gültig, aber sachlich falsch
Konsistenz	Logische Kohärenz intern	Stimmen Informationen innerhalb oder zwischen PROMs logisch überein?	Diagnose „nicht metastasiert“, aber metastasenbezogene Chemotherapie dokumentiert
Plausibilität	Medizinisch-logische Erwartung	Ist der Wert im Kontext fachlich nachvollziehbar, auch ohne Verifikation?	Tumorgrösse 45.000 cm ³ oder Schmerzscore „15“ auf Skala von 0–10 – formal korrekt, aber unplausibel

Diese Abgrenzung in der Tabelle 1 unterstützt die gezielte Auswahl und Umsetzung von Prüfmechanismen im Dashboard zur Datenqualitätsüberwachung. Die drei Dimensionen ergänzen sich gegenseitig, sollten jedoch separat implementiert und interpretiert werden. Insbesondere bei PROM-Daten sollten spezifische Prüfregeln und Visualisierungen für jede dieser Kategorien vorgesehen werden, da viele Auffälligkeiten nicht zwingend auf technische Fehler, sondern auf fehlendes Kontextverständnis oder Eingabeungenauigkeiten der Patient:innen zurückzuführen sind (Gunasekera et al., 2025; McNevin et al., 2025).

3.3 Übersichtstabelle: Datenqualitätsdimensionen

In Tabelle 2 werden die sechs Dimensionen – basierend auf der Literatur und angepasst an den Kontext der PROM-Daten – zusammengefasst. Jede Dimension wird kurz definiert, mit einem Beispiel illustriert und um eine Metrik ergänzt.

Tabelle 2: Übersicht der zentralen Datenqualitätsdimensionen mit Definition, Beispielen aus der PROM-Datenerhebung und typischen Metriken.

Dimension	Definition	Beispiel (PROM-Daten, Sarkomversorgung)	Typische Metrik
Vollständigkeit	Alle notwendigen Daten sind vorhanden	Einzelne PROM-Fragen (z.B. zu Schmerz oder Mobilität) wurden von Patient:innen nicht beantwortet	$\frac{\text{Anzahl ausgefüllter Felder}}{\text{Gesamtanzahl erwarteter Felder}} * 100$
Korrektheit	Daten stimmen mit der Realität überein	Follow-up-Datum wurde fehlerhaft mit 01.10 statt 10.01 erfasst	$\frac{\text{Korrekte Werte}}{\text{Geprüfte Werte}} * 100$
Konsistenz	Daten sind widerspruchsfrei innerhalb und zwischen PROMs	Patient gibt „keine Schmerzen“ an, kreuzt aber eine starke Einschränkung im Alltag an.	$\frac{\text{Widerspruchsfreie Fälle}}{\text{Geprüfte Fälle}} * 100$
Aktualität	Daten sind zum Zeitpunkt der Nutzung noch gültig	Letzter PROM-Bogen liegt mehr als ein Jahr zurück, obwohl halbjährliche Erhebung vorgesehen ist	$\frac{\text{Aktuelle Einträge}}{\text{Erwartete Einträge im Zeitraum}} * 100$
Eindeutigkeit	Jede Entität (z.B. Patient:in) ist nur einmal eindeutig vorhanden	Derselbe Patient wurde zweimal erfasst (z.B. durch Tippfehler bei Namen/Geburtsdatum)	$\frac{\text{Eindeutige IDs}}{\text{Gesamtanzahl IDs}} * 100$
Plausibilität	Werte erscheinen im medizinischen Kontext nachvollziehbar und realistisch	Diagnosedatum nach Therapiebeginn	$\frac{\text{Plausible Werte}}{\text{Geprüfte Werte}} * 100$

3.4 Herausforderungen und Grenzen von Datenqualitätsdimensionen

Die strukturierte Bewertung von Datenqualität ist eine zentrale Voraussetzung für die gezielte Verbesserung patientenberichteter Ergebnisdaten (PROMs). Dabei stellt nicht nur die Definition geeigneter Dimensionen eine Herausforderung dar, sondern auch ihre technische Umsetzung in einem automatisierten Dashboard. Insbesondere im klinischen Umfeld – mit sensiblen Inhalten, variabler Dokumentationstiefe und teils unstrukturierten Eingaben – sind bestimmte Einschränkungen zu beachten (Pipino et al., 2002).

3.4.1 Subjektivität und Validierungsprobleme

Dimensionen wie Korrektheit oder Plausibilität lassen sich im PROM-Kontext nur eingeschränkt objektiv messen. PROMs beruhen auf subjektiven Einschätzungen der Patient:innen, ob diese Angaben korrekt sind, kann ohne ärztliche Kontextbewertung oder ergänzende klinische Daten oft nicht zweifelsfrei validiert werden. Automatisierte Prüfungen können hier zwar statistische Auffälligkeiten oder Regelverletzungen erkennen, eine vollständige inhaltliche Validierung bleibt jedoch schwierig (McNevin et al., 2025).

3.4.2 Abhängigkeit vom Nutzungskontext

Die Einschätzung der Datenqualität hängt stark vom Verwendungszweck ab. Ein PROM mit 90 % ausgefüllten Feldern kann für einfaches Monitoring ausreichen, während er für eine Langzeitanalyse unbrauchbar ist. Das Prinzip der „fitness for use“ betont, dass Datenqualität keinen absoluten Wert besitzt, sondern stets im Anwendungskontext betrachtet werden muss. Entsprechend müssen Schwellenwerte und Bewertungskriterien stets an den klinischen Kontext angepasst werden (Wang and Strong, 1996).

3.4.3 Automatisierungslücken

Während strukturelle Prüfungen wie Feldvalidierungen oder Wertebereichsprüfungen technisch einfach umzusetzen sind, stossen komplexere Regelprüfungen – insbesondere Konsistenzprüfungen zwischen Fragen oder Plausibilitätsbewertungen – an technische und semantische Grenzen. Viele dieser Prüfungen setzen medizinisches Fachwissen oder Kontextinterpretation voraus, was eine vollständige Automatisierung unmöglich macht. Bei Freitextangaben, seltenen Fällen oder widersprüchlichen Einträgen bleibt häufig nur die manuelle Validierung durch Fachexpert:innen.

3.4.4 Interpretationsspielräume bei Schwellenwerten

Numerische Metriken allein liefern häufig keine ausreichende Aussage über die tatsächliche Relevanz einer Qualitätsabweichung. Ein Vollständigkeitswert von 85 % kann kritisch sein, wenn essenzielle Informationen fehlen, oder unerheblich, wenn lediglich optionale Felder betroffen sind. Daher müssen Dashboards Schwellenwerte kontextspezifisch interpretieren und durch Ampellogiken, Kontextinformationen oder Drilldown-Funktionen ergänzen.

4 Methoden der Datenqualitätssicherung

Die Sicherstellung der Datenqualität erfolgt nicht ausschliesslich durch nachträgliche Prüfungen, sondern durch ein integratives Zusammenspiel aus technischen Prüfmechanismen, organisatorischen Prozessen und – bei Bedarf – manueller Fachexpertise. Welche Methoden dabei zur Anwendung kommen, hängt vom Datentyp, dem Erhebungsprozess sowie dem Nutzungskontext ab (Azeroual, 2022; Batini et al., 2009).

Für die PROM-Daten im Kantonsspital Luzern liegt der Fokus auf einer möglichst automatisierten Überwachung, ergänzt durch gezielte manuelle Validierung in Ausnahmefällen.

4.1 Manuelle vs. automatisierte Prüfungen

In der Praxis werden zwei Ansätze unterschieden:

- **Manuelle Prüfungen:**
Diese erfolgen durch medizinisches Fachpersonal – etwa im Rahmen von Stichproben, gezielten Validierungsreviews oder Nachdokumentationen. Solche Prüfungen sind insbesondere bei komplexen, kontextabhängigen Einzelfällen sinnvoll, in denen eine maschinelle Überprüfung an ihre Grenzen stösst. Allerdings sind sie ressourcenintensiv, fehleranfällig und schwer skalierbar (Azeroual, 2022; Gunasekera et al., 2025).
- **Automatisierte Prüfungen:**
Technische Prüfungen basieren auf vordefinierten Regeln, statistischen Verfahren oder Schwellenwerten, die automatisch – entweder bei der Dateneingabe, zyklisch im Hintergrund oder im Dashboard – ausgeführt werden. Sie ermöglichen eine konsistente, schnelle und skalierbare Überwachung von Datenqualitätsproblemen wie fehlenden Werten, Widersprüchen oder unplausiblen Angaben. Voraussetzung ist jedoch eine sorgfältige Definition der Prüfregele sowie eine kontinuierliche Anpassung an den Nutzungskontext (Batini et al., 2009; McNevin et al., 2025).

Für das geplante PROM-Dashboard am Kantonsspital Luzern bildet die automatisierte Prüfung die methodische Grundlage. Sie sollte durch manuelle Validierungen gezielt ergänzt werden – insbesondere bei auffälligen Fällen, komplexen Plausibilitätsprüfungen oder systematischen Anomalien, die durch automatisierte Verfahren allein nicht adäquat erfasst werden können.

4.2 Validierungsregeln und Plausibilitätsprüfungen

Ein zentrales Element der Datenqualitätssicherung sind regelbasierte Validierungen, die auf klar definierten Prüfregeleln basieren. Sie ermöglichen eine automatisierte Kontrolle von PROM-Daten hinsichtlich formaler, logischer und kontextueller Richtigkeit (Azeroual, 2022; Batini et al., 2009).

In der Praxis lassen sich dabei folgende Prüfarten unterscheiden:

- **Feldvalidierungen:**
Überprüfung, ob Eingaben zulässige Wertebereiche, Datentypen oder Pflichtfelder korrekt erfüllen. Zum Beispiel: Schmerzskala 0–10, Datum im gültigen Format.
- **Logikregeln:**
Prüfungen von Abhängigkeiten innerhalb eines Datensatzes, etwa: „Therapiebeginn darf nicht vor Diagnosedatum liegen“ oder „Wenn Geschlecht = männlich, dann Schwangerschaft ≠ ja“.
- **Kontextsensitive Regeln:**
Berücksichtigung patientenspezifischer Merkmale oder protokollbasierter Anforderungen – z.B. altersabhängige Plausibilitätsregeln oder Prüfungen in Abhängigkeit der Erkrankungsart.

Plausibilitätsprüfungen gehen über reine Logikprüfungen hinaus. Sie bewerten, ob ein erfasster Wert im jeweiligen klinischen Kontext als glaubwürdig und medizinisch nachvollziehbar erscheint – auch wenn der Wert formal korrekt eingegeben wurde. Solche Prüfungen basieren auf Schwellenwertdefinitionen, Erfahrungswerten oder Heuristiken, etwa: „*Tumorvolumen $\leq 30'000\text{ cm}^3$* “ oder „*BMI zwischen 10 und 60*“. Diese Art von Prüfungen ist bei PROM-Daten besonders relevant, da sie auf subjektiven Einschätzungen der Patient:innen basieren und daher anfälliger für Eingabe- oder Verständnisfehler sind (Azeroual, 2022; Batini et al., 2009; Gunasekera et al., 2025).

4.3 Statistische Verfahren und Ausreisser Erkennung

Ergänzend zu regelbasierten Prüfungen kommen statistische Verfahren zum Einsatz, um Datenauffälligkeiten systematisch zu identifizieren. Diese Methoden eignen sich besonders für quantitative PROM-Daten, die über längere Zeiträume hinweg erfasst werden. Sie helfen dabei, Muster, Trends oder Extremwerte zu erkennen, die auf mögliche Eingabefehler, Dokumentationsprobleme oder klinisch relevante Veränderungen hinweisen können (Azeroual, 2022; Batini et al., 2009).

Typische Verfahren umfassen:

- **Boxplots / Interquartilsabstand (IQR):**
Identifikation ungewöhnlich hoher oder niedriger Werte durch Abweichungen vom zentralen Wertebereich.
- **z-Score:**
Erkennung von Extremwerten durch Berechnung der Abweichung eines Wertes vom Mittelwert relativ zur Streuung. Werte mit einem z-Score $> \pm 3$ gelten oft als auffällig.
- **Trendanalysen:**
Analyse von Zeitreihen, um abrupte Veränderungen – beispielsweise in Schmerz- oder Funktionsskalen – zu erkennen, die entweder auf echte Veränderungen oder auf Dokumentationsfehler hindeuten könnten.

Diese Verfahren lassen sich automatisiert in das Dashboard integrieren. Die Ergebnisse können dabei über visuelle Elemente wie Verteilungskurven, Boxplots, Ampelsymbole oder Trendlinien dargestellt werden, um Auffälligkeiten für die Anwender:innen intuitiv interpretierbar zu machen.

4.4 Alerts und Monitoring bei Fehlern

Ein zentrales Element der Datenqualitätssicherung ist die Integration von Alert- und Monitoringsystemen, die eine frühzeitige Identifikation und Reaktion auf kritische Qualitätsprobleme ermöglichen (Azeroual, 2022; Gunasekera et al., 2025). Solche Mechanismen sind insbesondere bei PROM-Daten wichtig, da Verzögerungen oder Datenmängel direkte Auswirkungen auf die Patientenbetreuung und Forschung haben können.

Typische Alarmierungsarten sind:

- **Schwellenwertalarme:**
Aktivierung bei Unterschreiten definierter Grenzwerte, z. B. wenn die Vollständigkeit eines Fragebogens unter 90 % liegt oder seit der letzten Dateneingabe ein definierter Zeitraum überschritten wurde (z. B. > 90 Tage).
- **Regelverletzungsalarme:**
Auslösung bei erkannten Regelverstößen, etwa bei widersprüchlichen Angaben innerhalb eines Fragebogens oder bei fehlerhaften Datumsangaben.

Alerts sollten visuell klar, priorisiert und zielgerichtet gestaltet sein. Dazu gehören Farbcodierungen (z. B. Rot = kritisch, Gelb = Warnung) sowie die Möglichkeit, relevante Benachrichtigungen direkt im Dashboard anzuzeigen.

5 Technische Architektur des Dashboards

Zur Echtzeitüberwachung der Datenqualität in der Sarkomversorgung wird ein modular aufgebautes System entwickelt. Es besteht aus einer PostgreSQL-Datenbank als zentrale Datenquelle, einem FastAPI-basierten Backend zur regelbasierten Prüfungs- und Metrikberechnung sowie einem React-Frontend für die benutzerfreundliche Visualisierung der Qualitätsmetriken. Alerts und Benachrichtigungen ergänzen das System, um eine schnelle Reaktion auf identifizierte Datenqualitätsprobleme zu ermöglichen.

5.1 Datenquelle: PostgreSQL

Die Grundlage der Qualitätsprüfungen bildet eine strukturierte PostgreSQL-Datenbank, in der die erhobenen PROM-Daten systematisch gespeichert werden.

Beispiel für die Umsetzung:

Eine spezifische View wie *dq_vollstaendigkeit* könnte den Anteil fehlender Antworten pro Fragebogentyp und Woche automatisch berechnen. Diese View stellt eine zentrale Datenquelle für das Dashboard bereit und ermöglicht eine zeitnahe Visualisierung von Lücken in der Datenerhebung.

5.2 Backend: FastAPI für Regelprüfung und Schnittstellen

Das Backend des Dashboards wird mit FastAPI, einem leistungsfähigen Python-Framework zur Entwicklung von Web-APIs, realisiert (FastAPI, 2025). FastAPI bietet eine hohe Performance, einfache Integration von Python-Bibliotheken und unterstützt gängige Sicherheits- und Dokumentationsstandards wie OpenAPI.

Das Backend übernimmt die zentrale Rolle als Vermittler zwischen der PostgreSQL-Datenbank und dem Frontend. Es ist verantwortlich für die regelbasierte Datenprüfung, die Berechnung der definierten Qualitätsmetriken sowie die Bereitstellung dieser Informationen über standardisierte REST-API-Endpunkte.

Kernfunktionen des Backends:

- **Verbindung zur PostgreSQL-Datenbank:**
Mittels SQLAlchemy erfolgt die sichere und performante Kommunikation mit der Datenbank, inklusive ORM-Funktionalitäten.
- **Umsetzung regelbasierter Prüfungen:**
Automatisierte Validierung von Qualitätsdimensionen basierend auf Prüfregeln.
- **Bereitstellung über REST-API:**
Über standardisierte Endpunkte werden geprüfte Daten, Metriken und Alerts an das Frontend ausgeliefert.

Eingesetzte Python-Bibliotheken:

- Pandas und NumPy für Datenmanipulation, Transformation und Metrikberechnung.
- SciPy für statistische Verfahren (z. B. z-Score, IQR)

5.3 Frontend: React-Webanwendung

Das Frontend des Dashboards wird mit React, einer JavaScript-Bibliothek für den Aufbau interaktiver Benutzeroberflächen, umgesetzt. Ziel ist eine intuitive, reaktionsschnelle und visuell ansprechende Darstellung der Datenqualitätsmetriken für unterschiedliche Nutzergruppen.

Zentrale Funktionen der React-Anwendung:

- Interaktive Visualisierung der Qualitätsmetriken (z.B. Liniendiagramme, Ampelindikatoren, Tabellen mit Drilldown)
- Dynamische Filterfunktionen (z.B. nach Zeitraum, Fragebogentyp, Patientengruppe)
- Anzeige auffälliger Werte, Regelverletzungen und Datenlücken

5.4 Alerts und Benachrichtigungen

Das System bietet neben der passiven Visualisierung auch aktive Benachrichtigungen, um bei kritischen Abweichungen schnell reagieren zu können.

Implementierte Benachrichtigungsarten:

- UI-basierte Alerts: z. B. farblich hervorgehobene Metriken bei Unterschreitung definierter Schwellenwerte (z. B. Vollständigkeit < 90 %)
- E-Mail-Benachrichtigungen: automatisierter Versand bei Regelverletzungen an verantwortliche Stellen

Technische Umsetzung:

- Schwellenwerte und Regelverletzungen werden im Backend (FastAPI) automatisch evaluiert und in einer dedizierten Alert-Tabelle gespeichert.
- Alerts werden über REST-Endpunkte im Frontend visualisiert.

6 Bewertungskriterien und Metriken

Die Überwachung der Datenqualität im Rahmen eines Dashboards erfordert klar definierte Metriken, mit denen sich die in Kapitel 3 beschriebenen Qualitätsdimensionen zuverlässig und automatisiert bewerten lassen. Diese Kennzahlen bilden die Grundlage für Visualisierungen, Alerts sowie kontinuierliche Verbesserungsmaßnahmen im klinischen Umfeld.

6.1 Definition von Schwellenwerten und Bewertungsskalen

Für jede Qualitätsdimension werden kontextspezifische Schwellenwerte definiert, um auffällige Datenbereiche schnell identifizieren zu können. Die Festlegung dieser Grenzwerte basiert auf:

- Good Clinical Practice (GCP)-Empfehlungen
- Erfahrungswerten aus vergleichbaren Forschungsprojekten
- Relevanz und Kritikalität der jeweiligen Datenfelder (z.B. Diagnose > Telefonnummer)

Tabelle 3: Beispielhafte Schwellenwerte für PROM-Daten im klinischen Umfeld

Dimension	Warnung (gelb)	Kritisch (rot)
Vollständigkeit	unter 95 %	unter 85 %
Aktualität	älter als 30 Tage	älter als 60 Tage
Plausibilität	unter 98 % korrekt	unter 90 % korrekt

Diese Schwellenwerte können flexibel angepasst und dynamisch im Dashboard visualisiert werden, z. B. durch:

- Ampelsymbole (grün, gelb, rot)
- Trendindikatoren (z. B. Pfeile für Verbesserungen/Verschlechterungen)
- Alerts und Notifikationen bei Grenzwertüberschreitungen

7 Anforderungen an das Dashboard

Das Dashboard zur Überwachung der Datenqualität in der Sarkomversorgung muss sowohl benutzerfreundlich als auch zielgruppengerecht gestaltet sein. Neben der reinen Visualisierung von Qualitätsmetriken sollen auch aktive Interventionsmöglichkeiten integriert werden, um auf erkannte Datenqualitätsprobleme unmittelbar reagieren zu können.

7.1 Zielgruppen und Benutzer:innen

Das Dashboard adressiert verschiedene Nutzergruppen mit jeweils spezifischen Anforderungen und Nutzungsschwerpunkten. Die Tabelle 4 gibt einen Überblick über die zentralen Zielgruppen und deren Hauptbedürfnisse:

Tabelle 4: Zielgruppen und Nutzungsschwerpunkte des Dashboards

Nutzergruppe	Zentrale Aufgaben und Nutzungsschwerpunkte
Ärzt:innen / Klinikleitung	Überblick über die Datenqualität auf Patienten-, Zeit- oder Zentrumsebene; Identifikation von Lücken in PROM-Erhebungen oder Follow-ups
IT / Datenmanagement	Technische Prüfung der Datenintegrität; Pflege und Weiterentwicklung von Validierungsregeln; systematische Fehlersuche

7.2 Reaktionsmöglichkeiten auf Qualitätsprobleme

Das Dashboard soll nicht nur Informationen visualisieren, sondern auch konkrete Reaktionsmöglichkeiten bieten, um auf erkannte Datenqualitätsprobleme zielgerichtet und effizient zu reagieren. Dies ermöglicht eine aktive Steuerung der Datenqualität im klinischen Alltag.

Geplante Funktionen umfassen:

- **Visuelle Warnungen:** Farbliche Markierungen bei Grenzwertverletzungen (z. B. orange/rot bei kritischer Datenqualität)
- **Benachrichtigungen per E-Mail:** Automatischer Versand bei identifizierten kritischen Fehlern oder fehlenden Eingaben

Diese Funktionen sollen das schnelle, gezielte Handeln durch medizinisches Personal oder das Datenmanagement ermöglichen – etwa durch:

- Rücksprache mit verantwortlichen Fachpersonen
- Nachdokumentation fehlender Werte
- Technische Korrekturen bei Systemfehlern

8 Zusammenfassung und Ausblick

Diese Arbeit hat die Grundlagen, Anforderungen und Umsetzungsmöglichkeiten zur Sicherung der Datenqualität im klinischen Kontext aufgearbeitet. Im Zentrum stand die Konzeption eines Dashboards zur Echtzeitüberwachung relevanter Qualitätsdimensionen.

8.1 Zentrale Erkenntnisse

- Datenqualität ist kontextabhängig und multidimensional. Wesentliche Dimensionen wie Vollständigkeit, Korrektheit, Konsistenz, Aktualität, Eindeutigkeit und Plausibilität lassen sich durch geeignete Metriken systematisch bewerten und technisch überwachen (Batini et al., 2009; Pipino et al., 2002).
- Automatisierbare Qualitätsmetriken sind essenziell, um Abweichungen frühzeitig zu erkennen, Entwicklungen zu monitoren und gezielt auf Datenqualitätsprobleme zu reagieren.

8.2 Offene Fragen und Herausforderungen

Trotz der konzeptionellen Basis bestehen offene Punkte, die in der folgenden Konzept- und Umsetzungsphase geklärt werden müssen:

- **Definition von Schwellenwerten:** Welche Grenzwerte gelten als kritisch, wann wird eine Benachrichtigung ausgelöst?
- **Nutzerakzeptanz und Usability:** Wie wird das Dashboard gestaltet, damit es intuitiv und effektiv nutzbar ist – auch für medizinisches Fachpersonal ohne IT-Hintergrund?
- **Validierung der Prüfregelein:** Wie lässt sich vermeiden, dass fehlerhafte Prüfmechanismen zu unnötigen Alarmen oder Fehleinschätzungen führen?

8.3 Ausblick: Konzept- und Umsetzungsphase

Im nächsten Schritt folgt die technische Konzeptions- und Prototypphase, in der die Analyseergebnisse in konkrete Systembausteine übertragen werden. Geplante Aufgaben sind:

- Definition und Modellierung der Datenqualitätsmetriken im Datenbankschema
- Implementierung regelbasierter Prüfungen und Schwellenwertlogik im Backend
- Entwicklung eines interaktiven, responsiven Dashboards mit zielgruppenspezifischer Visualisierung

Das langfristige Ziel ist die Bereitstellung eines robusten, sicheren und benutzerfreundlichen Tools, das im Spitalumfeld die Datenqualität auf transparente und nachvollziehbare Weise messbar macht und damit zur kontinuierlichen Verbesserung von Datenbasis, klinischen Entscheidungen und Forschungsqualität beiträgt – sowohl im Rahmen klinischer Studien als auch bei patientennahen digitalen Erhebungen wie PROMs.

9 Literaturverzeichnis

- Azeroual, O., 2022. Untersuchungen zur Datenqualität und Nutzerakzeptanz von Forschungsinformationssystemen: Framework zur Überwachung und Verbesserung der Qualität von Forschungsinformationen, Research. Springer Vieweg, Wiesbaden.
- Batini, C., Cappiello, C., Francalanci, C., Maurino, A., 2009. Methodologies for data quality assessment and improvement. *ACM Comput. Surv.* 41, 1–52. <https://doi.org/10.1145/1541880.1541883>
- Gunasekera, L., C. Ray, J., Kaul, N., Butzkueven, H., Hutton, E., J. O'Brien, T., 2025. Prioritising patient involvement in patient reported outcome measures– a PROMising way to improve headache care. *J Headache Pain* 26, 72. <https://doi.org/10.1186/s10194-025-02019-x>
- McNevin, K.E., Nicassio, L.N., Rice-Townsend, S.E., Avansino, J.R., Badillo, A., Calkins, C.M., Durham, M.M., Crady, R., Reeder, R.W., Rentea, R.M., Rollins, M.D., Smith, C.A., the Pediatric Colorectal and Pelvic Learning Consortium, 2025. Enrollment disparities in the PCPLC's patient-reported outcome measures (PROMs) study. *Pediatr Surg Int* 41, 92. <https://doi.org/10.1007/s00383-025-05983-2>
- Pipino, L.L., Lee, Y.W., Wang, R.Y., 2002. Data quality assessment. *Commun. ACM* 45, 211–218. <https://doi.org/10.1145/505248.506010>
- Wang, R.Y., Strong, D.M., 1996. Beyond Accuracy: What Data Quality Means to Data Consumers. *Journal of Management Information Systems* 12, 5–33. <https://doi.org/10.1080/07421222.1996.11518099>