

MediTrace — Statistische Methodik

Pharmakologisch-gestützte Wirkungsanalyse für Medikamente und Supplements

SilvaGIS GmbH · Dumeni Cavegn · vitatrace.app · Stand: Juni 2026 · App-Version 1.1.7

Wichtiger Hinweis: MediTrace liefert statistische Korrelationshinweise — keine medizinische Diagnose und keine Therapieempfehlung. Korrelation ist nicht Kausalität. Alle Änderungen an Medikamenten müssen mit einer Ärztin oder einem Arzt besprochen werden. Die App ist **kein reguliertes Medizinprodukt**.

1. Übersicht: zwei Analyse-Methoden + zwei Nebenanalysen

MediTrace setzt auf **eine klare, statistische Auswertung**. Die früher zusätzlich angebotene „Schnellanalyse“ (einfacher Mittelwertvergleich) wurde entfernt — sie war schwächer und konnte der wissenschaftlichen Analyse widersprechen. Es zählt nur noch die belastbare Auswertung. Alle Methoden operieren auf **Custom Fields**: frei definierbaren Symptom- oder Messwert-Skalen (z.B. Energie 0–10, Schmerz 0–10).

Methode	Einsatz	Prinzip	Min. Daten
Ordinal Logistic Regression (OLR)	Bei-Bedarf- und kurzwirksame Medikamente	Proportional-Odds-Modell mit pharmakologisch gesteuerter Lag-Suche; optional Intra-Day-Auflösung	≥ 5 Tage mit + 5 ohne Einnahme
Langzeit-Trend	Tägliche Medikamente mit Aufbauphase (buildupDays > 7), z.B. Sertralin, Vitamin D	Vorher / Aufbau / Steady State — Phasenvergleich	≥ 7 Einträge

Unabhängig davon laufen zwei **Nebenanalysen**, wenn die nötigen Daten vorliegen:

- **Messwert-Wirkungsanalyse** — Effekt eines Mittels auf Vital-Messwerte (Blutdruck, Puls), s. Abschnitt 6
- **Dosis-Wirkungs-Analyse** — bei mehreren dokumentierten Dosen, s. Abschnitt 7

2. Pharmakologische Lag-Datenbank

Das zentrale Differenzierungsmerkmal von MediTrace: Jedes Medikament wirkt in einem anderen Zeitfenster. Eine einfache Korrelation «Einnahme heute → Symptom heute» wäre für Antidepressiva oder Vitamine wissenschaftlich wertlos — ihr Effekt zeigt sich erst Wochen später. MediTrace hat deshalb pharmakologische Profile für **448 Medikamente und Supplements** hinterlegt.

Parameter	Bedeutung	Ibuprofen	Cetirizin	Sertralin	Vitamin D3
onsetHours	Wirkungseintritt	0.5 h	1 h	4 h	24 h
peakHours	Maximale Wirkung	2 h	4 h	8 h	168 h
durationHours	Wirkungsdauer	6 h	24 h	24 h	336 h

Parameter	Bedeutung	Ibuprofen	Cetirizin	Sertralin	Vitamin D3
buildupDays	Aufbauzeit	—	—	28 Tage	60 Tage

Für Medikamente ohne hinterlegtes Profil werden Fallback-Werte nach Kategorie verwendet (Analgetika, Antihistaminika, Antidepressiva, Vitamine etc.).

Lag-Fenster-Berechnung

Getestete Lag-Fenster für kurzwirksame Medikamente:

$$\text{lags} = \{\text{onsetHours}, \text{peakHours}, \text{durationHours}, 2 \times \text{durationHours}, 48\text{h}, 72\text{h}\} \cap [0, 2 \times \text{durationHours}]$$

Feine Lag-Fenster (Intra-Day) bei Wirkdauer < 24 h und Stunden-Auflösung:

$$\text{lags} = \{1\text{h}, 2\text{h}, 3\text{h}, \dots, 12\text{h}\}$$

Getestete Lag-Fenster für Langzeit-Medikamente (buildupDays > 7):

$$\text{lags} = \{0.25 \times \text{buildupDays}, 0.50 \times \text{buildupDays}, 0.75 \times \text{buildupDays}, 1.0 \times \text{buildupDays}\} \text{ [in Tagen]}$$

Alle Lag-Fenster werden getestet; gewählt wird der Lag mit der höchsten **Signalstärke** (grösster Bereichs-Effekt), nicht allein nach Modell-Genauigkeit — so wird der pharmakologisch plausibelste Zeitversatz bevorzugt.

3. Datenaufbereitung und Normalisierung

Pro Custom Field wird jeder Tageswert auf [0, 1] normalisiert, wobei die Skalenrichtung berücksichtigt wird:

Normalisierter Hauptwert pro Eintrag (über alle Custom Fields gemittelt):

$$\text{norm}(v, \text{field}) = (v - \text{min}) / (\text{max} - \text{min}) \text{ falls } \text{field.direction} = \text{'higher_is_better'}$$

$$\text{norm}(v, \text{field}) = 1 - (v - \text{min}) / (\text{max} - \text{min}) \text{ falls } \text{field.direction} = \text{'lower_is_better'}$$

$$\text{mainValue}(\text{eintrag}) = \sum \text{norm}(v_i) / n_{\text{felder}}$$

Beispiel: Schmerzskala 0–10 mit `lower_is_better` : Ein Wert von 3 ergibt $\text{norm} = 1 - 3/10 = 0.7$ (hoher Wert = gut, weil wenig Schmerz).

Für die OLR wird der normalisierte mainValue auf 5 ordinale Klassen komprimiert:

Klassen-Zuweisung ($K \in \{0, 1, 2, 3, 4\}$):

$$K = \text{floor}(\text{mainValue} \times 5), \text{ wobei } K = 4 \text{ falls } \text{mainValue} = 1.0$$

4. Ordinal Logistic Regression (Hauptanalyse)

Für Bei-Bedarf- und kurzwirksame Medikamente verwendet MediTrace ein Proportional-Odds-Modell (Cumulative-Link-Modell), das den Zusammenhang zwischen Einnahme und Befinden auf der ordinalen 5-Klassen-Variable modelliert — unter gleichzeitiger Berücksichtigung von Störfaktoren.

4.1 Modell-Gleichung

Proportional-Odds-Modell (für jede Schwelle $k = 0..3$):

$$P(Y \leq k | x) = \sigma(\theta_k - \beta \cdot x)$$

$$\sigma(z) = 1 / (1 + e^{-z}) \text{ [Sigmoid-Funktion]}$$

$$\beta \cdot x = \beta_1 \cdot \text{einnahme} + \beta_2 \cdot \text{dosis} + \beta_3 \cdot \text{wochentag} + \beta_4 \cdot \text{andereMittel}$$

4.2 Eingangsvariablen (4 Features)

- **einnahme**: 0/1 — Mittel an diesem Tag genommen (mit Lag L)
- **dosis**: normalisierte Dosis relativ zur Standarddosis (z.B. $1.5 \times = 1.5$) — ermöglicht den Dosis-Wirkungs-Effekt
- **wochentag**: Wochentag / 6 (0 = Montag ... 1 = Sonntag) — Confounder für Wochenrhythmus
- **andereMittel**: Anzahl anderer aktiver Medikamente am selben Tag / 10 (max. 1) — Confounder für parallele Einnahmen

Bei Intra-Day-Auflösung (Stunden-Auflösung, s. 4.4) entfällt die Dosis-Differenzierung; die übrigen Features bleiben.

4.3 Verlustfunktion und Optimierung

Negative Log-Likelihood (Cumulative-Link):

$$L(\theta, \beta) = -\sum_n \sum_k 1[y_n=k] \cdot \log[P(Y=k|x_n)]$$

$$P(Y=k|x) = \sigma(\theta_k - \beta \cdot x) - \sigma(\theta_{k-1} - \beta \cdot x)$$

Minimiert via Gradient Descent (400 Epochen, Lernrate 0.3) mit L2-Regularisierung ($\lambda = 0.01$) und Gradient-Clipping (± 5). Die Threshold-Monotonie wird nach jedem Schritt erzwungen: $\theta_0 \leq \theta_1 \leq \theta_2 \leq \theta_3$. Da das Modell iterativ angepasst wird, gibt es — anders als beim t-Test — keine geschlossene Hand-Formel für die Koeffizienten; ausgewiesen werden die resultierenden Bereichs-Effekte und ein Konfidenz-Wert.

4.4 Intra-Day-Auflösung

Wenn genügend Tage mehrere Bewertungen mit Zeitstempel haben (Bedingung `hourResolutionViable` : ≥ 30 % der Tage mehrfach bewertet und Zeitstempel vorhanden) und die Wirkdauer < 24 h ist, vergleicht die App *innerhalb* des Tages — etwa „vor Wirkung“ gegen „am Peak“. So lässt sich ein Effekt auch bei täglich genommenem Mittel erkennen.

4.5 Konfidenz-Berechnung

Gewichteter Konfidenz-Score (0–100 %):

$$\text{signalStärke} = \min(\max(|\text{Bereichs-Effekt}|) / 5, 1)$$
$$\text{datenFaktor} = \min(\text{Datenpunkte} / 30, 1)$$
$$\text{olrFaktor} = \min(\text{bestLag.accuracy} \times 2, 1)$$
$$\text{Konfidenz} = (\text{signalStärke} \times 0.6 + \text{datenFaktor} \times 0.25 + \text{olrFaktor} \times 0.15) \times 100$$

Konfidenz	Level	Bedeutung
< 40 %	not_evaluable	Zu wenig Daten oder kein Muster erkennbar
40–60 %	preliminary	Erster Hinweis — mehr Tracking-Tage empfohlen
> 60 %	reliable	Belastbare Aussage

5. Langzeit-Trend: Phasenanalyse

Für Medikamente mit langer Aufbauphase ($\text{buildupDays} > 7$) ist ein Tagesvergleich ungeeignet — der Steady-State-Effekt tritt erst nach Wochen ein. MediTrace teilt die Daten daher in drei Phasen:

Baseline: Alle Einträge vor dem Einnahme-Startdatum

Aufbauphase: Einträge vom Startdatum bis $\text{startDatum} + \text{buildupDays}$

Steady State: Einträge nach $\text{startDatum} + \text{buildupDays}$

Vorher/Nachher-Differenz:

$$\text{diff} = (\mu_{\text{steadyState}} - \mu_{\text{baseline}}) \times 4$$

$$\text{effectSize} = |\text{diff}| / 2$$

$$\text{datenFaktor} = \min(\text{Datenpunkte} / 30, 1)$$

$$\text{accuracy} = \min(0.5 + \text{effectSize} \times 0.4, 0.95) \times \text{datenFaktor}$$

$$\text{Konfidenz} = \text{round}(\text{accuracy} \times 100 \times (0.6 \text{ falls noch in Aufbauphase, sonst } 1.0))$$

Fallback bei fehlender Baseline (Tracking erst nach Einnahme-Beginn): Erste 7 Einträge als Baseline, letzte 14 Einträge als Vergleichsgruppe.

Im PDF-Bericht erscheint eine **Aufbaukurve** mit dem aus den Daten berechneten Wirkungseintrittszeitpunkt (Schnittpunkt der Trendlinie mit der Baseline + 0.3-Schwelle).

6. Messwert-Wirkungsanalyse (Vital-Werte)

Zusätzlich zur Symptom-Analyse prüft MediTrace, wie ein Mittel auf erfasste **Vital-Messwerte** wirkt — so werden auch unerwünschte Wirkungen sichtbar, nicht nur die erwünschte. Verglichen werden die Messwerte an Tagen *mit* vs. *ohne* Einnahme.

Effekt auf einen Messwert:

$$\text{diff} = \bar{\text{Messwert}}(\text{mit Einnahme}) - \bar{\text{Messwert}}(\text{ohne Einnahme})$$

Mindestdaten: ≥ 3 Messungen je Gruppe

Ein Effekt wird nur ausgewiesen, wenn er eine klinisch relevante Mindestschwelle überschreitet:

Messwert	Mindest-Differenz für Ausgabe
Blutdruck systolisch	5 mmHg
Blutdruck diastolisch	4 mmHg
Puls	4 bpm

Beispiel-Ausgabe: „Ibuprofen erhöht den systolischen Blutdruck um $\bar{\text{Ø}} 11 \text{ mmHg}$ “ oder „Amitriptylin erhöht den Ruhepuls um $\bar{\text{Ø}} 12 \text{ bpm}$ “. Die Analyse beschreibt nur vorhandene Daten — sie ist keine Empfehlung zu

Dosierung oder Absetzen.

7. Dosis-Wirkungs-Analyse

Wurden mehrere verschiedene Dosen dokumentiert (≥ 2 unterscheidbare Dosisstufen), berechnet MediTrace zusätzlich einen Dosis-Wirkungs-Trend:

Normalisierte Dosisintensität:

$$\text{intensität}(d) = (d - d_{\min}) / (d_{\max} - d_{\min}) \quad [0 = \text{niedrigste}, 1 = \text{höchste dokumentierte Dosis}]$$

Die App zeigt die mittleren Effektwerte je Dosisstufe und einen Trend (steigend / flach / gemischt). Bei zu wenigen Datenpunkten je Stufe wird „noch nicht auswertbar“ ausgewiesen.

8. Worked Example: Ibuprofen gegen Kopfschmerzen (OLR)

Szenario: 30-Tage-Tagebuch, Custom Field «Kopfschmerz» (0–10, `lower_is_better`), Custom Field «Energie» (0–10, `higher_is_better`). Ibuprofen bei Bedarf, teils 400 mg, teils 600 mg. Ibuprofen-Profil: onset 0.5 h, peak 2 h, Dauer 6 h → kurzwirksam → **OLR**.

8.1 Simuliertes Datenmaterial (Auszug)

Datum	Ibuprofen	Dosis	Kopfschmerz	Energie	mainValue
Tag 1	✓	400 mg	7	4	0.35
Tag 2	—	—	3	7	0.70
Tag 3	✓	600 mg	8	3	0.25
Tag 4	—	—	2	8	0.80
Tag 5	✓	400 mg	6	5	0.45
... weitere 25 Tage (12 mit, 13 ohne) ...					
Ø MIT			6.8	4.2	0.33
Ø OHNE			2.5	7.5	0.75

8.2 Modell und Bereichs-Effekte

Die App bildet pro Tag einen Feature-Vektor [einnahme, dosis, wochentag, andereMittel] und passt das OLR-Modell iterativ an (s. Abschnitt 4). Ausgewiesen werden die **Bereichs-Effekte** — die Differenz der Feldwerte zwischen Einnahme- und Nicht-Einnahmetagen, beim besten Lag:

Bereich	Ø MIT	Ø OHNE	Differenz	Skalenrichtung	Interpretation
Kopfschmerz	6.8	2.5	+4.3	<code>lower_is_better</code>	Schmerz höher an Einnahmetagen → Mittel bei starken Schmerzen genommen
Energie	4.2	7.5	-3.3	<code>higher_is_better</code>	Energie tiefer an Einnahmetagen → Kopfschmerztage sind ohnehin energiearm

8.3 Konfidenz

signalStärke = $\min(4.3 / 5, 1) = 0.86$

datenFaktor = $\min(25 / 30, 1) = 0.83$

olrFaktor = $\min(0.45 \times 2, 1) = 0.90$ (beispielhafte Modell-Genauigkeit)

Konfidenz = $(0.86 \times 0.6 + 0.83 \times 0.25 + 0.90 \times 0.15) \times 100 \approx 86\% \rightarrow$ «reliable»

Wichtiger Confounding-Hinweis: Bei Bei-Bedarf-Schmerzmitteln ist die Korrelation erwartungsgemäss «negativ» — die Einnahme erfolgt, *weil* Schmerz da ist, nicht umgekehrt. Die App weist das explizit aus:

«Einnahme und Schmerz treten zusammen auf (wie erwartet bei einem Bedarfsmedikament)» — nicht «das Mittel verursacht Schmerz». Die ehrliche Beurteilung des Nutzens gehört in die Sprechstunde.

9. Worked Example: Sertralin (Langzeit-Antidepressivum)

Sertralin-Profil: buildupDays 28, onset 4 h, Dauer 24 h → täglich mit Aufbauphase → **Langzeit-Trend**. 60 Tage Tracking, Einnahme-Start Tag 15.

Baseline (Tage 1–14): $n = 14$, $\mu_{\text{mainValue}} = 0.38$ (tiefe Energie, hohe Erschöpfung)

Aufbauphase (Tage 15–42): $n = 28$, $\mu = 0.44$ (leichte Besserung)

Steady State (Tage 43–60): $n = 18$, $\mu = 0.61$ (deutliche Besserung)

$$\text{diff} = (0.61 - 0.38) \times 4 = +0.92$$

$$\text{effectSize} = 0.92 / 2 = 0.46$$

$$\text{datenFaktor} = \min((14 + 18) / 30, 1) = 1.0$$

$$\text{accuracy} = \min(0.5 + 0.46 \times 0.4, 0.95) \times 1.0 = 0.684$$

$$\text{Konfidenz} = \text{round}(0.684 \times 100 \times 1.0) = 68 \% \rightarrow \text{«reliable»}$$

Aus den 28 Aufbauphase-Einträgen berechnet die App einen linearen Trend; der Schnittpunkt mit der Schwelle ($\mu_{\text{baseline}} + 0.3$) ergibt den berechneten Wirkungseintritt — hier ca. Tag 22 nach Einnahme-Beginn (innerhalb der 2–4-Wochen-Faustregel für SSRIs).

Wichtig: Der berechnete Wirkungseintritt ist ein statistischer Hinweis auf Basis der Selbsteinschätzung — keine pharmakologische Diagnose. Er dient als Gesprächsgrundlage mit der behandelnden Person.

10. Signifikanz-Kriterien und Limitationen

Ein Effekt wird als «signifikant / belastbar» ausgewiesen, wenn **beide** Bedingungen erfüllt sind:

- **Effektgrösse:** spürbare Bereichs-Differenz (Richtwert $|\text{diff}| \geq 1.5$ Punkte auf der 0–10-Skala)
- **Konfidenz:** $\geq 60 \%$ (Level «reliable»)

Bekannt Limitationen

- **Confounding:** Werden mehrere Medikamente regelmässig zur gleichen Zeit eingenommen, kann statistisch nicht sauber unterschieden werden, welches wirkt. Das Feature `andereMittel` mildert das, löst es aber nicht vollständig. Die App weist solche Fälle aus.
- **Reverse Causality bei Bedarfsmedikation:** Einnahme erfolgt wegen des Symptoms — die Korrelationsrichtung ist dann erwartungsgemäss negativ und wird entsprechend kommuniziert.
- **Mindestdaten:** OLR ≥ 5 Tage mit + 5 ohne Einnahme; Langzeit-Trend ≥ 7 Einträge plus Steady-State-Phase; Messwert-/Dosis-Analysen ≥ 3 bzw. ≥ 2 Stufen.

- **Pharmakokinetik-Datenbank:** Wirkstoffprofile sind Richtwerte aus publizierten Quellen — keine offizielle Fachinformation, individuelle Variation möglich.
- **Selbstbericht:** Daten sind selbst erfasst (Erinnerungs- und Confirmation-Bias möglich).

11. Datenschutz und Architektur

- **Offline-First:** Alle Daten (Einnahmen, Befindlichkeit, Messwerte, Analyse-Ergebnisse) liegen ausschliesslich in einer lokalen SQLite-Datenbank auf dem Gerät.
- **Keine Telemetrie:** Keine Analytics-SDKs, kein Crash-Reporter mit PII, kein Cloud-Sync.
- **Netzwerk-Calls:** Nur zwei — RevenueCat (verschlüsselter Entitlement-Status) und App-Store Update-Check. Keine Gesundheitsdaten verlassen das Gerät.
- **PIN + Biometrie:** App-Lock via Secure Store, optional aber standardmässig aktiviert.
- **Backup:** Verschlüsselter JSON-Export zur eigenen Sicherung — kein Recovery ohne dieses File.

12. Quellcode-Referenzen

Die Implementierung liegt in folgenden TypeScript-Dateien:

- `src/data/medications-db.ts` — Pharmakologische Datenbank (448 Einträge) + Lag-Berechnung
- `src/services/ordinalLogit.ts` — Ordinal Logistic Regression + Lag-Optimierung + Intra-Day
- `src/services/longtermAnalysis.ts` — Langzeit-Trend + Phasen-Aufteilung
- `src/services/vitalAnalysis.ts` — Messwert-Wirkungsanalyse (Blutdruck, Puls)
- `src/utils/analysisUtils.ts` — Normalisierung, Bereichs-Effekte, Dosis-Wirkungs-Berechnung
- `src/services/analysisEngine.ts` — Konfidenz-Levels, Lag-Konstanten

Auf wissenschaftliche Anfrage stelle ich den Quellcode zur Verfügung.

Kontakt: vitrace@proton.me