

Praxisorientierte Forschung in der Psychotherapie

Entwicklung, Gegenwart und Zukunft

Philipp Herzog^{1,2,3} , Tim Kaiser² und Eva-Lotta Brakemeier^{2,3}

¹Klinische Psychologie und Psychotherapie, Fachbereich Psychologie, Universität Koblenz-Landau, Deutschland

²Klinische Psychologie und Psychotherapie, Institut für Psychologie, Mathematisch-Naturwissenschaftliche Fakultät, Universität Greifswald, Deutschland

³Klinische Psychologie und Psychotherapie, Fachbereich Psychologie, Philipps-Universität Marburg, Deutschland

Zusammenfassung: In den letzten Jahrzehnten hat sich durch randomisiert-kontrollierte Studien (RCTs) eine breite Evidenzbasis von Psychotherapie mit mittleren bis großen Effekten für verschiedene psychische Störungen gebildet. Neben der Bestimmung dieser Wirksamkeit („Efficacy“) ebneten Studien zur Wirksamkeit unter alltäglichen Routinebedingungen („Effectiveness“) historisch den Weg zur Entwicklung eines praxisorientierten Forschungsparadigmas. Im Beitrag wird argumentiert, dass im Rahmen dieses Paradigmas praxisbasierte Studien eine wertvolle Ergänzung zu RCTs darstellen, da sie existierende Probleme in der Psychotherapieforschung adressieren können. In der gegenwärtigen praxisorientierten Forschung liefern dabei neue Ansätze aus der personalisierten Medizin und Methoden aus der ‚Computational Psychiatry‘ wichtige Anhaltspunkte zur Optimierung von Effekten in der Psychotherapie. Im Kontext der Personalisierung werden bspw. klinische multivariable Prädiktionsmodelle entwickelt, welche durch Rückmeldeschleifen an Praktiker_innen kurzfristig ein evidenzbasiertes Outcome-Monitoring ermöglicht und langfristig das Praxis-Forschungsnetzwerk in Deutschland stärkt. Am Ende des Beitrags werden zukünftige Richtungen für die praxisorientierte Forschung im Sinne des ‚Precision Mental Health Care‘ -Paradigmas abgeleitet und diskutiert.

Schlüsselwörter: Praxisorientierte Forschung, Praxisbasierte Studien, Personalisierte Psychotherapie, Precision Mental Health Care

Practice-Oriented Research in Psychotherapy. Past, Present, and Future

Abstract: In recent decades, randomized-controlled trials (RCTs) have established a broad evidence base of psychotherapy with moderate-to-large effects for various mental disorders. In addition to determining the efficacy of psychotherapy, studies examining its effectiveness under everyday conditions historically paved the way for developing a practice-oriented research paradigm. This paper argues that, within this paradigm, practice-based studies are a valuable complement to RCTs as they can address existing problems in psychotherapy research. In current practice-oriented research, new approaches from personalized medicine and methods from computational psychiatry provide important clues for optimizing effects in psychotherapy. In the context of personalization, for example, clinical multivariable prediction models are being developed that enable evidence-based outcome monitoring through feedback loops to practitioners in the short term and strengthen the German practice-research network in the long term. In conclusion, the paper derives and discusses future directions for practice-oriented research in terms of the “precision mental health care” paradigm.

Keywords: practice-oriented research, practice-based studies, personalized psychotherapy, precision mental healthcare

Studien mit größeren und überregional repräsentativen Stichproben bereiten die Basis für einen wertvollen Austausch zwischen Forschung und Praxis, welcher den sog. „Research-Practice-Gap“ verringern kann. Ziel für Therapeut_innen sollte es sein, ihre Entscheidungen bezüglich der praktischen Implementierung und Umsetzung ihrer Therapiemethoden auf wissenschaftlich abgeleiteten Kriterien zu gründen, die wiederum aus der Praxis generiert wurden. Diese Forschung wird in der Folge unter dem Paradigma der Praxisorientierten Forschung ge-

nannt (Castonguay et al., 2013). Die praxisorientierte Forschung ist damit komplementär zu Studien, die in kontrollierten Umgebungen durchgeführt werden und überwiegend von der Agenda der Forscher_innen geleitet sind. Im Gegensatz zu dem eher traditionellen Paradigma der evidenzbasierten Praxis werden Studien zur Generierung von praxisbasierter Evidenz im Rahmen der praxisorientierten Forschung als Teil der klinischen Routinepraxis durchgeführt, wobei einige Studien die Beteiligung von Praktiker_innen an der Konzeption, Durchführung

Tabelle 1. Merkmale von Forschungsparadigmen zur Erhebung des Psychotherapieoutcomes nach Donenberg et al. (1999)

| „Mental health service“-Forschungsmodell | „Clinical trial“-Forschungsmodell |
|---|--|
| Wirksamkeit im Sinne von „Effectiveness“ | Wirksamkeit im Sinne von „Efficacy“ |
| Exploratorisches Vorgehen | Konfirmatorisches Vorgehen |
| Induktive Schlussfolgerungen | Deduktive Schlussfolgerungen |
| Patient_innenfokussierte Studien | Behandlungsfokussierte Studien |
| Externe Validität | Interne Validität |
| Große, heterogene Stichproben | Homogene, diagnostisch klare Stichproben |
| Natürlicher Verlauf der Behandlung | Protokoll-bestimmte Behandlung |
| Statische Kontrolle für klinische Risikovariablen | Methodologische Kontrolle von Risikofaktoren |

und Verbreitung empirischer Studien beinhalten (Barkham, Lutz & Castonguay, 2021).

Entwicklung des Paradigmas der praxisorientierten Forschung

Um praxisorientierte Forschung in der Psychotherapie heutzutage verstehen und einordnen zu können, erscheint es wichtig, zunächst die generellen Forschungsmodelle in der Psychotherapie im Zusammenhang mit der wissenschaftlichen Fundierung historisch zu beleuchten. Empirische Studien zu Interventionen der psychischen Gesundheit werden traditionell in zwei Modelle eingeteilt: Forschung durch klinische Studien (engl.: „clinical trial research“) und Forschung im Rahmen der psychischen Gesundheitsversorgung (engl.: „mental health service research“). Diese Modelle können anhand vier verschiedener Kernkomponenten unterschieden werden (Donenberg et al., 1999; Howard et al., 1996; Lambert et al., 2001; Lueger, 2002):

1. Ebene der Behandlungen vs. Ebene der Patient_innen
2. Ebene der Methodik (konfirmatorische Studien vs. exploratorische Studien)
3. Vorgeschriebene Prozesse des „Behandlungspakets“ (theoretisch-informierte, kontrollierte Behandlung vs. Behandlung, wie sie tatsächlich in der Routineversorgung durchgeführt wird)
4. Vorhersagen von Gruppen vs. Vorhersage von individuellen Patient_innen

Donenberg et al. (1999) clustert diese Ansätze in zwei übergeordnete Bereiche, welche die Merkmale auf einem Kontinuum von „Mental Health Services Research“ bis hin zu „Clinical Trial Research“ anordnet. Diese Unterscheidung ist der Tabelle 1 zu entnehmen.

Zudem hat sich eine Erweiterung dieser Aufteilung zur Generalisierung von Psychotherapieforschung in den Folgejahren etabliert (Lueger, 2002). Diese Erweiterung unterscheidet zwei Dimensionen: Forschungsfokus (Behandlung vs. Patient_innen) und Teilnehmer_in (Population vs. Fall), wodurch 4 Ansätze entstehen:

- Behandlung x Population: Technologie-Transfer-Studien (z. B. klinische Studien wie RCTs)
- Behandlung x Fall: Einzelfallstudien
- Patient_innen x Population: Naturalistische Studien (z. B. Versorgungsforschungsstudien)
- Patient_innen x Fall: Studien zur Unterstützung der klinischen Entscheidungsfindung

Die wissenschaftliche Fundierung von Psychotherapieverfahren lässt sich dabei in verschiedene Phasen unterteilen (Metzler & Krause, 1997). Die vorgeschlagene Einteilung dieser Phasen lehnt sich an Buchkremer & Klingberg (2001) an und wurde im weiteren Verlauf noch erweitert (Krampe et al., 2008). Insgesamt können grob 4 Phasen unterteilt werden, dessen Spezifika im Elektronischen Supplement (ESM 1) aufgeführt sind. Die *Phase III* setzt den inhaltlichen Schwerpunkt auf die Wirksamkeitsprüfung, die *Phase IV* auf die Anwendung unter Routinebedingungen und klinische Nützlichkeit. Studien zur Untersuchung der Wirksamkeit (häufig auch: Outcome) von Psychotherapie können in sog. „efficacy“- und „effectiveness“-Studien unterteilt werden (Mintz et al., 1996; Seligman, 1995). Die erste Form der Wirksamkeitsforschung (engl.: „efficacy research“ in *Phase III*) zielt darauf ab, zu untersuchen, ob eine bestimmte Intervention einen spezifischen, messbaren Effekt hat, und kann sich auch mit Fragen der Sicherheit, Durchführbarkeit, Nebenwirkungen und dem Level einer angemessenen Dosis befassen, wohingegen das Ziel der zweiten Form der Wirksamkeitsforschung (engl.: „effectiveness research“ in *Phase IV*) es ist, zu ermitteln, ob wirksame Behandlungen einen messbaren, positiven Effekt haben können, wenn sie in

breiten Bevölkerungsschichten und in anderen Gesundheitsversorgungsbereichen eingesetzt werden (Barkham et al., 2010; Freeman & Power, 2007)¹. Der Phase IV-Studien kommt somit im Anschluss an die Phase III-Studien eine besondere Bedeutung bei der Entwicklung eines des praxisorientierten Forschungsparadigmas bei.

Bedeutung von Phase IV-Studien im wissenschaftlichen Prozess am Beispiel von praxisbasierten Benchmarking-Studien

In der *Phase IV* wird die Wirksamkeit unter Versorgungs- bzw. Routinebedingungen („Effectiveness“-Studien) sowie die klinische Nützlichkeit festgestellt. Diese Phase ist insbesondere gekennzeichnet durch nicht randomisierte Studien, große Prä-Post-Studien, Studien mit erweiterten Einschlusskriterien bei reduzierten Ausschlusskriterien und unter insgesamt zunehmend naturalistischen Bedingungen, welche oft auch als praxisbasierte Studien (Barkham et al., 2010) bezeichnet werden. Klinische Studien und praxisbasierte Studien lassen sich anhand von verschiedenen Studienmerkmalen kontrastieren: Design (formal vs. informell), Philosophie und Politik (Top-Down- vs. Bottom-up-Ansatz), Hypothesen (einzelne vs. komplexe Fragestellungen), Allegianz des Untersuchenden (stark vorhanden vs. schwach vorhanden), Stichprobe (ausgewählt vs. nicht ausgewählt), Behandlungen (manualisiert vs. nicht manualisiert), Standort (Studienzentren vs. Versorgungssysteme), Messungen (primäre und sekundäre Outcomemaße vs. diverse Outcome- und Versorgungsparameter), Ethik (Ethische Zustimmung inkl. Einverständniserklärung notwendig vs. wünschenswert) und Zusammenhang zwischen Messungen und Stichprobe (reichhaltige Daten von fokussierter kleiner vs. routinemäßig behandelte großer Stichprobe). Die Unterschiede zwischen klinischen Studien (bzw. randomisiert-kontrollierten Studien) und praxisbasierten Studien ist in einer Tabelle im Elektronischen Supplement (ESM 2), übersetzt nach Barkham et al. (2010), dargestellt, die Kriterien für die Patient_innenselektion in solchen Studien ist in Shadish et al. (1997) nachzulesen. Der große Vorteil dieser praxisbasierten Studien besteht abgesehen von den oft großen Stichproben in der hohen externen sowie ökologischen Validität, die durch weniger enge Kriterien allerdings zulasten der internen Validität geht.

Es existieren verschiedene Wege, „Effectiveness“-Studien durchzuführen (Wampold & Imel, 2015): (1) Untersuchung der Effekte von Studien über Psychotherapie-„Behandlungspakete“, die in klinisch relevanteren Umgebungen untersucht werden (Studien zur klinischen Repräsentativität)², (2) Benchmarking-Studien, welche die aus naturalistischen Umgebungen gewonnenen Erkenntnisse über die Wirksamkeit der Behandlung (im Sinne der „effectiveness“) mit den aus klinischen Studien (i. e. RCTs) abgeleiteten Effekten (im Sinne der „efficacy“) vergleichen (Barkham et al., 2008; Merrill et al., 2003; Minami et al., 2007), und (3) klinische Studien, die eine evidenzbasierte Behandlung mit der Standardbehandlung (engl.: „treatment as usual (TAU)“) in nicht randomisierten Designs vergleichen.

Ein Schätzer für die „wahre“ Wirksamkeit und ein Indikator für die Implementierung evidenzbasierter Verfahren im Feld können beispielsweise die beschriebenen Benchmarking-Studien unter Routinebedingungen darstellen (Durham et al., 2004; Ehlers et al., 2013; Franklin et al., 2000; Gillespie et al., 2002; Hahlweg et al., 2001; Lincoln et al., 2003; Merrill et al., 2003). Barkham et al. (2010) unterscheidet behandlungsfokussierte Benchmarkingstudien (Hunsley & Lee, 2007; Merrill et al., 2003; Scheeres et al., 2008; Wade et al., 1998; Weersing & Weisz, 2002; Westbrook & Kirk, 2005) und patient_innenfokussierte Benchmarkingstudien, welche sich zur Praxisorientierten Forschung eignen. Bei behandlungsfokussierten Benchmarkingstudien wird im Rahmen des „Effectiveness“-Paradigmas untersucht, ob die Implementierung von etablierten Behandlungen in das klinische Setting mit ähnlichen Effekten erfolgreich gelingen kann (Hunsley & Lee, 2007). Für behandlungsfokussierte Benchmarkingstudien existieren zahlreiche Beispiele mit unterschiedlichen Ergebnissen, u. a. zur kognitiven Therapie der Depression (Merrill et al., 2003), zur evidenzbasierten Behandlung der Panikstörung (Wade et al., 1998) und zur KVT im Allgemeinen (Westbrook & Kirk, 2005). Bei patient_innenfokussierten Benchmarkingstudien im Rahmen des Benchmarkings für praxisbasierte Studien ist das Ziel die Aggregation von Outcomedaten, welche gekennzeichnet sind durch das Sammeln von Daten zu psychotherapeutischen Behandlungen, die mindestens ein kurzes Messinstrument zur allgemeinen Beurteilung des psychischen Gesundheitsstatus umfasst, geleitet ist durch die Bemühungen eines Forscher_innen-

¹ Die Autor_innen unterscheiden auch noch die *Praxisforschung* und die *Gesundheitsversorgungssystemforschung* (Barkham et al., 2010; Freeman & Power, 2007).

² Die Strategie zur Feststellung klinischer Repräsentativität ist die älteste Methode und überprüft meta-analytisch bereits publizierte Studien, um zu bestimmen, inwieweit Faktoren, die zwischen der realen Welt und dem Labor unterscheiden (z. B. Einstellung, Methode der Patient_innenrekrutierung, zufällige Zuweisung von Patient_innen zur Behandlung, Verwendung des Behandlungsmanuals), die Behandlungseffekte moderieren (Wampold & Imel, 2015).

teams im Rahmen der Prinzipien der patient_innenorientierten Forschung und letztlich Ausweitungen in große Versorgungssysteme beinhaltet. Diese aggregierten Datensets bestehen meistens aus naturalistischen Studien zur Wirksamkeit (im Sinne der „Effectiveness“) von Psychotherapie und beinhalten mindestens Maße zu Prä-Post-Behandlungsveränderungen zusätzlich zur Erhebung von Patient_innencharakteristika bei Aufnahme (Barkham et al., 2010). Die Ergebnisse von derartigen Studien zeichnen ein heterogenes Bild und deuten tendenziell daraufhin, dass Psychotherapie in der Routineversorgung wirksam ist, jedoch in den meisten Fällen hinter den Effekten aus klinischen Studien zurückbleibt: ein Vergleich zwischen praxisbasierten Daten und einer Auswahl an klinischen Studien zur Behandlung von Depressionen kommt zu dem Ergebnis, dass das Outcome in klinischen Studien 12% höher in Bezug zur Prä-Postbehandlungsveränderung ist als in praxisbasierten Studien (Barkham et al., 2008). In der Forschung wird das Phänomen des „therapeutischen Drifts“³ als ein Grund diskutiert, wodurch Effektstärken in der Praxis oft geringer als in den Phase III-Studien ausfallen (Waller & Turner, 2016). Auch wenn die Wirkungen von naturalistischen Therapien bei Depressionen etwas schwächer als die von hochwertigen Forschungstherapien sind, scheint die marginale Unterlegenheit jedoch nicht auf eine systematische Verzerrung durch die in RCTs üblicherweise angewandten Kriterien für die Patient_innenauswahl (d.h. Ausschlusskriterien) zurückzuführen zu sein (Schindler, Hiller & Witthöft, 2011). Eine neuere Studie hat zudem gezeigt, dass KVT in der klinischen Praxis ebenso wirksam sein könnte wie in RCTs, die Behandlungen unter den Bedingungen der Routineversorgung jedoch deutlich länger dauerten (Lutz et al., 2016). Insgesamt scheint die Vergleichbarkeit von Psychotherapien, die in RCTs und in der „realen Welt“ durchgeführt werden, daher etwas unterschätzt werden.

Etablierung von praxisorientierter Forschung: Praxisbasierte Evidenz als Ergänzung zur Evidenzbasierten Praxis

Die Praxisorientierte Forschung ist ein Forschungsparadigma (Castonguay & Muran, 2016), welches sich in drei Hauptansätze unterteilt: Patient_innenfokussierte Forschung, Praxisbasierte Evidenz und Praxis-Forschungsnetzwerke (Castonguay et al., 2013).

Patient_innenfokussierte Forschung und Monitoring-Feedback-Systeme

Es hat sich gezeigt, dass Therapeut_innen in der Regel nicht zuverlässig einschätzen können, wenn ein/eine Patient_in nicht oder sogar negativ auf die Therapie vor Therapieende anspricht und man somit von einem zu optimistischen klinischen Therapeut_innenurteil ausgehen kann (Hannan et al., 2005; Hatfield et al., 2010; Hill et al., 1993, 1996; Regan & Hill, 1992; Rhodes et al., 1994). Die Studie von Walfish und Kolleg_innen weist auf eine Verzerrung in der Selbsteinschätzung hin: 90% aller Fachkräfte im psychischen Gesundheitssektor sahen ihre Fähigkeiten im Vergleich zu ihren Kolleg_innen unter den besten 25%, dabei schätzte sich selbst keiner der Teilnehmer_innen als unter dem Durchschnitt liegend ein (Walfish et al., 2012). Darüber hinaus neigen Therapeut_innen im Vergleich zur Empirie dazu, die Verbesserungsraten ihrer Patient_innen zu überschätzen und die Verschlechterungsraten zu unterschätzen: zum Beispiel scheint es bei der Einschätzung der Symptomveränderung (v.a. bei Non-Response und Verschlechterung) nach einer stationären Depressionsbehandlung zwischen Kliniker_innen und Patient_innen eine große Diskrepanz zu geben (Kaiser et al., 2022). Nonresponse-Raten über verschiedene Störungen hinweg liegen hingegen bei ca. 50% (Westen & Morrison, 2001), etwa 10% der Patient_innen berichten negative Effekte (Lilienfeld, 2007), je nach Definition betrifft dies auch noch mehr Patient_innen (Herzog et al., 2019). Nur 20–30% der negativen Effekte und Verschlechterungen werden erkannt (Hatfield et al., 2010). Diese Prozentangaben implizieren gravierende Folgen, wie z.B. Therapieabbrüche, Chronifizierung und in der Folge Behandlungsresistenz.

Patient_innenfokussierte Forschung nutzt Methoden zur Modellierung des erwarteten Ansprechens der Patient_innen auf eine Therapie im Verhältnis zum tatsächlichen Ansprechen auf die Therapie und meldet diese Informationen mit Hilfe von klinisch-bedeutsamen Veränderungskriterien (z.B. reliable Verbesserung bzw. Verschlechterung) an Therapeut_innen, Supervisor_innen und den Patient_innen zurück (Barkham et al., 2021). Solche Outcome-Management-Forschungsstrategien werden genutzt, um dem/der Therapeut_in formell zu helfen, das Therapieoutcome seiner Patient_innen zu beobachten, sodass Anpassungen der Behandlungsplanung in Echtzeit möglich sind. So wird es ermöglicht, dass die Empirie einen Teil der Routinepraxis auf einer Fall-zu-Fall-Basis darstellt. Klinischen Unterstützungstools unterstützen dabei technologie-basiert die klinische Arbeit und können zum

³ Es wird definiert als das Phänomen, welches auftritt, wenn Praktiker_innen an der Bereitstellung einer optimalen evidenzbasierten Therapie scheitern, obwohl die nötigen Methoden ihnen eigentlich zur Verfügung stehen.

Monitoring (Bar-Kalifa et al., 2016) und Feedback (Lambert, 2017), gleichzeitig aber auch zur Personalisierung (z. B. automatisierte Bereitstellung von Therapiematerialien), Prognostik und letztlich zur Evaluation im Sinne des Qualitätsmanagements eingesetzt werden.

Die aktuelle Forschung, die auf dem Monitoring des Ansprechens der Behandlung der Patient_innen und Alarmsignalen nach jeder Behandlungssitzung beruht, kann eine leistungsfähige Methode zur Reduktion von negativen Therapieerläufen bzw. Verschlechterungsraten und Veränderungen sein und das Outcome durch ein zeitiges Feedback an die Behandler_innen erhöhen (z. B. effektiv für „not-on-track“-Patient_innen, Reduktion der Therapielänge bei „on-track“-Patient_innen): Studien zeigen, dass das Feedback von Fortschritts- bzw. Verlaufsmessungen in Rahmen von entwickelten Instrumenten hilfreich sein kann (de Jong et al., 2021) und solche klinische Unterstützungstools das Therapieoutcome signifikant erhöhen, indem bspw. Verschlechterungsraten bei prädiagnostizierten Therapiemisserfolgen durch die Verwendung von Warnsignalen an Therapeut_innen und die Unterstützung durch Problemlösestrategien reduziert werden (Delgado et al., 2017, 2018; Harmon et al., 2005; Lambert et al., 2001, 2018; Lambert & Harmon, 2018; Lambert & Shimokawa, 2011; Shimokawa et al., 2010; Simon et al., 2012). Allein das regelmäßige Monitoring einhergehend mit der Entdeckung von Schwankungen in der Symptombelastung der Patient_innen kann zu einem besseren Therapieergebnis führen (Bar-Kalifa et al., 2016). Die Implementierung solcher Tools stößt jedoch noch zuweilen auf Widerstand unter Therapeut_innen (Jensen-Doss & Hawley, 2010).

In Deutschland wurde dieser Forschungsansatz beispielsweise in der Trierer Arbeitsgruppe um Prof. Wolfgang Lutz implementiert, welche den Trierer Therapienavigator entwickelt hat (Lutz et al., 2015; Lutz, Rubel, et al., 2019). Dieser ermöglicht es, sowohl personalisierte Behandlungsempfehlungen (z. B. Vorhersage des Therapieabbruchrisikos, Vorhersage und Auswahl der optimalen Behandlungsstrategie) als auch personalisierte Behandlungsanpassungen (z. B. Erkennen von negativen Therapieerläufen, klinisches Unterstützungstool) vorzunehmen. Eine prospektive randomisiert-kontrollierte Studie zur Untersuchung des TTN für die klinische Praxis zeigt vielversprechende Befunde, dass Therapeut_innen in der Lage sind, von solchen Systemen zu lernen und sie in ihre klinische Praxis einzubeziehen im Falle einer qualitativ hochwertigen Implementierung dieser dateninformaten digitalen Systeme zur Unterstützung klinischer Entscheidungen (Lutz et al., 2022). Zukünftige Forschung sollte jedoch weitere prospektive Untersuchungen vornehmen, vor allem auch im Hinblick auf den Aufbau von Akzeptanz solcher Systeme und den Abbau von Barrieren gegenüber der Nutzung von Feedback in der Praxis.

Praxisbasierte Evidenz und Praxis-Forschungsnetzwerke

Unter praxisbasierter Evidenz versteht man die gewissenhafte, explizite und vernünftige Nutzung aktueller Erkenntnisse, die in praktischen Settings gewonnen wurden, bei Entscheidungen über die Versorgung individueller Patient_innen (Barkham & Margison, 2008; Barkham et al., 2010; Holmqvist et al., 2015). Solche Evidenz rührt dabei aus der Integration individueller klinischer Expertise mit den besten verfügbaren Erkenntnissen aus rigorosen Forschungsaktivitäten, die in klinischen Routineumgebungen gewonnen werden. Praxisbasierte Forschung untersucht, wie und welche Behandlungen dem/der individuellen Patient_in im Versorgungssystem angeboten werden und evaluiert, wie man in der Praxis die Behandlung und Versorgung noch verbessern kann (Castonguay et al., 2013). Das Ziel besteht vor allem darin, die Variation in der Versorgung zu untersuchen und Wege aufzutun, wie man forschungsbasierte Behandlungen implementieren kann. Durch systematische Datenerhebungen in Versorgungseinrichtungen können große Datensätze generiert werden, die auf unterschiedliche Weise ausgewertet werden: z. B. die Ermittlung von Benchmarks über Versorgungseinrichtungen hinweg und innerhalb einer Einrichtung über die Zeit hinweg bis hin zur Identifikation von Behandlungen, die wirken bzw. nicht wirken (Stiles et al., 2008). Eine aktuelle Studie zeigt beispielsweise, dass KVT in einem großen Langzeit-Follow-up von 5–20-Jahren nach einer ambulanten Routinebehandlung nachhaltig wirkt, insbesondere im Vergleich zur medikamentösen Therapie (von Brachel et al., 2019).

Eine enge Kooperation und Vernetzung zwischen Praktiker_innen und Forscher_innen kann im Sinne eines Praxis-Forschungsnetzwerkes ein großes Potential für die Implementierung von evidenzbasierten Verfahren bergen (Lutz, Neu, et al., 2019). Das prominenteste Beispiel zur Dissemination und Implementierung von evidenzbasierten psychologischen Therapien in der Versorgung ist das Programm „Improving Access for Psychological Therapy (IAPT)“ (Clark, 2011) aus dem Vereinigten Königreich (Clark, 2018; Clark et al., 2018), welches im Rahmen eines „Stepped-Care“-Modells beispielhaft für Praxisorientierte Forschung genutzt wird und praxisbasierte Evidenz generiert. Die Outcomedaten von jedem IAPT-Service im ganzen Land werden vierteljährlich veröffentlicht und zur Verfügung gestellt. Durch die Nutzung von solchen großen Routinedatensätzen kann es gelingen, die Entscheidungsfindung bzgl. einer Behandlung zu verbessern. Im Kontext von IAPT wurden bereits viele weitere vielversprechende Ergebnisse publiziert, beispielsweise im Zusammenhang mit dem Therapieerfolg (Gyani et al., 2013), den Kosten (Radhakrishnan et al., 2013) und der Kosten-Effektivität (Zala et al., 2019). In Deutschland gibt es

in den letzten Jahren auch einzelne kleinere Initiativen, welche dieses Forschungsparadigma umzusetzen ersuchen. Beispielsweise hat sich über eine Professur gestiftet von den Schön Klinken und der Philipps-Universität Marburg eine Forschungskoooperation ergeben, welche sich zum Ziel gesetzt hat, kurzfristig praxisbasierte Evidenz im stationären Bereich zu generieren, um durch die Rückmeldung der Ergebnisse die Behandlung in den Schön-Klinken zu optimieren (Herzog, et al., 2022; Feldmann et al., 2021; Herzog, Feldmann, et al., 2020; Herzog, Osen, et al., 2021; Herzog, Voderholzer, et al., 2020; Kaiser, Herzog, et al., 2021). Im ambulanten Bereich ist hier insbesondere der Forschungsverbund „Koordination der Datenerhebung und -auswertung an Forschungs-, Lehr- und Ausbildungsambulanzen für Psychotherapie (KO-DAP)“ hervorzuheben, welcher zum Ziel hat, eine Plattform zu schaffen, die klinisch-psychologische und epidemiologische Fragen in der Psychotherapieforschung auf Basis großer Datenpools bearbeitet, an dem inzwischen insgesamt 46 universitäre Forschungs- und Lehrambulanzen, sowie die unith-Ausbildungsambulanzen beteiligt sind und woraus bisher einige Publikationen entstanden sind (Hoyer et al., 2015; In-Albon et al., 2019; Margraf et al., 2021; Velten et al., 2017, 2018).

Im Rahmen der Praxisorientierten Forschung können daher naturalistische Studien sowohl die Praxisbasierte Evidenz als auch Praxis-Forschungsnetzwerke stimulieren und fördern (Castonguay et al., 2013). Dieses Forschungsparadigma kann somit als wichtige Ergänzung zur evidenzbasierten Forschung betrachtet werden. In Abbildung 1 ist die wechselseitige Beziehung zwischen Evidenzbasierter Praxis und Praxisbasierter Evidenz gemäß Barkham & Mellor-Clark (2003) dargestellt.

Gegenwart der praxisorientierten Forschung

Der starke Fokus in den letzten Jahrzehnten auf *Phase III*-Studien in der Psychotherapieforschung und die damit verbundene Etablierung von Psychotherapie im Gesundheitsversorgungssystem hat zu einem gewissen Anteil die Etablierung von anderen Forschungsparadigmen wie z. B. praxisorientierte Forschung und *Phase IV*-Studien beeinträchtigt. Dadurch haben sich zunehmend Probleme in der Psychotherapie entwickelt, insbesondere der „Research-Practice-Gap“⁴.

Research-Practice-Gap als Problem in der Psychotherapie

Ein zentrales Problem für die gegenwärtige Praxis und Forschung besteht darin, dass es eine deutlich zeitliche Verzögerung bei der Integration und Umsetzung von aktuellen Forschungsergebnissen in die alltägliche klinische Praxis gibt (Wampold & Imel, 2015), sodass eine große Kluft zwischen den Erkenntnissen aus der Forschung und der Implementierung im Anwendungssetting herrscht (Bohus, 2015). Dieser Umstand wird oft als „Research-Practice-Gap“ bezeichnet (Fourie, 1996; Goldfried, 2010, 2019; Teachman et al., 2012) und ist auf verschiedene Gründe zurückzuführen (Lilienfeld et al., 2013). Besonders gravierend kommt dieses Problem beispielsweise bei der Integration von KVT bzw. im Spezifischen der Expositionstherapie mit Reaktionsmanagement (ERM, engl.: Exposure with response prevention = ERP) in der Behandlung von Zwangsstörungen zum Tragen. In diesem Kontext wird der „Research-Practice-Gap“ durch Studien belegt, die zeigen, dass weniger als die Hälfte der Therapeut_innen regelmäßig ERP verwenden (Külz et al., 2010) und sogar etwa 21% der in KVT ausgebildeten Psychotherapeut_innen niemals oder nur selten ERP in der ambulanten Behandlung von Zwangsstörungen einsetzen (Roth et al., 2004). In Übereinstimmung damit geben ca. zwei Fünftel der Patient_innen mit Zwangsstörungen in einer Studie an, dass sie nie eine KVT mit ERP erhalten haben (Voderholzer et al., 2015). Psychotherapeut_innen geben verschiedene Barrieren für die Anwendung der Expositionstherapie an (Wolf & Goldfried, 2014), die sich hingegen empirisch nicht als Hindernisse für den Erfolg der Behandlung erweisen (Schwartz et al., 2021). Die Gründe, Expositionsverfahren nicht anzuwenden, sind sehr vielfältig: Hierbei wurden beispielsweise Komorbiditäten, Neigung zur Dissoziation, Annahmen zum Ursprung der Panikstörung, Cluster-B-Persönlichkeitseigenschaften und PTBS als auch fehlende Compliance im Hinblick auf Hausaufgaben genannt (Wolf & Goldfried, 2014).

Einige Forscher_innen (z. B. Bohus, 2015) plädieren daher für bidirektionale Forschungs- und Entwicklungsansätze, in denen eine strukturierte Zusammenarbeit zwischen Praktiker_innen und Forscher_innen im Sinne einer angewandten Wissenschaft stattfindet. Praxis-Forschungsnetzwerke, wie bereits erwähnt, können als Initiativen dienen, die Brücke im Kontext eines Bottom-up-Forschungsansatzes zu schlagen (Castonguay et al., 2013; Lutz, Neu, et al., 2019). Praktisch umgesetzt wurde die-

⁴ Manchmal wird diese Kluft auch „Science-Practice-Gap“ genannt (Lilienfeld, 2013; Sobell, 1996). In der vorliegenden Arbeit wird jedoch fortlaufend der Begriff „Research-Practice-Gap“ verwendet, da er in der einschlägigen Literatur häufiger eingesetzt wird.

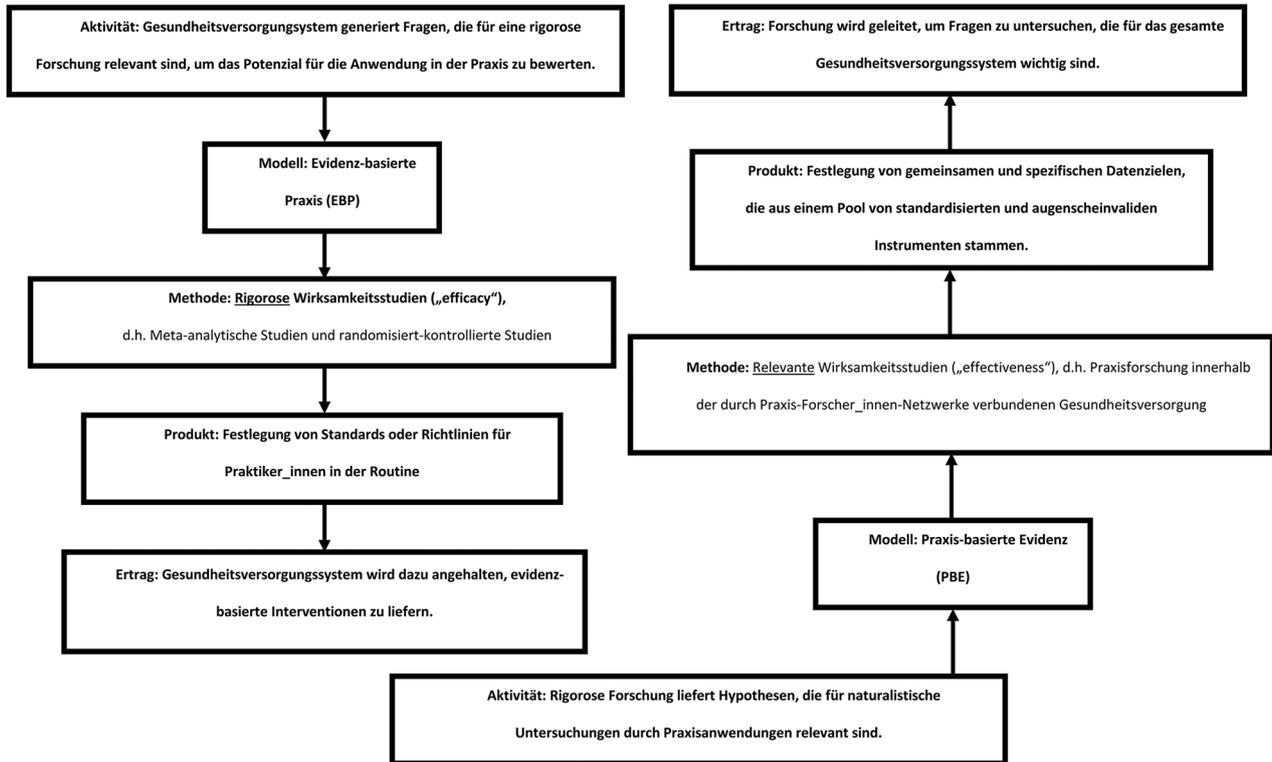


Abbildung 1. Wechselseitige Beziehung zwischen Evidenzbasierter Praxis und Praxisbasierter Evidenz gemäß Barkham & Mellor-Clark (2003).

ses Prinzip bereits im Rahmen der „Two-Way Bridge“-Initiative (Goldfried et al., 2015). Die „Two-Way Bridge“-Initiative ist eine Initiative, die eine Brücke zwischen klinischer Psychologie (Forschung) und Psychotherapie (Praxis) schlagen will, indem die Perspektiven der Praktiker_innen untersucht werden (<https://www.stonybrook.edu/commcms/two-way-bridge/>). Durch Praxisorientierte Forschung kann die Generierung von Praxisbasierter Evidenz die Kluft zwischen Praxis und Forschung verringern bei gleichzeitiger Verbesserung des Therapieoutcomes individueller Patient_innen.

Personalisierte Medizin als Ansatz zur Optimierung von Effekten in der Psychotherapie

Neben der Implementierung und Dissemination vorhandener evidenzbasierter Psychotherapieverfahren (z. B. KVT, ERP, CBASP⁵, DBT⁶) erscheint es darüber hinaus wichtig, diese weiterzuentwickeln, indem Ansatzpunkte zur Optimierung identifiziert werden. Analog zum psy-

chopharmakologischen Vorgehen wird Psychotherapie in der Praxis jedoch größtenteils nach dem ‚Trial-and-Error‘-Prinzip verschrieben. Trotz konkreter Leitlinien für bestimmte psychische Störungen (z. B. S-3 Leitlinien in Deutschland, NICE-Guidelines in Großbritannien), mangelt es in der Praxis an Richtlinien und Empfehlungen, welche psychotherapeutische Methode für welchen / welche Patient_in die größte Wirksamkeit verspricht. Die Auswahl der Behandlungsmethoden erfolgt in der Regel auf der Basis von Urteilsbildungen, die auf persönlicher Erfahrung und klinischer Einschätzung beruhen: trotz der gut dokumentierten Überlegenheit statistischer Vorhersagemethoden im Vergleich zur klinischen Entscheidung (Ægisdóttir et al., 2006) verwendet die Mehrheit (69 %) von Praktiker_innen keine solche Methode im Bereich der Diagnostik und Prognostik und fast alle (98 %) fällen ihr Urteil auf klinischer Basis (Vrieze & Grove, 2009). Als Gründe wurden vor allem Bedenken zur Validität und Genauigkeit genannt, aber auch Kosten und mangelnde Verfügbarkeit passender Instrumente, die statistische Entscheidungshilfen enthalten. Um solche Entscheidungsprozesse zu optimieren und so das Outcome zu

⁵ Cognitive Behavioral Analysis System of Psychotherapy von James P. McCullough, Jr.

⁶ Dialectical Behavior Therapy von Marsha M. Linehan

maximieren, bedarf es einer Neuausrichtung der modernen Psychotherapieforschung, die auf eine bestmögliche Passung von Patient_in und Therapiemethode abzielt.

Historisch war die klinische Psychologie schon immer an möglichst exakten Prognosen des zu erwartenden Therapieerfolgs interessiert (z. B. Barron, 1953), praktisch scheiterte die Umsetzung aber lange an dem extremen Aufwand bei der Datenerhebung und Auswertung. Durch die Verbreitung der digitalisierten Datenerhebung in der Psychotherapie in den letzten 20 Jahren entstanden jedoch große Ansammlungen von Patient_innendaten, die für die Erstellung prognostischer Modelle eine solide Basis darstellen können. Das Ziel solcher Vorhersagemodelle kann beispielsweise die Identifikation von Prädiktoren für die Response-, Remission-, Deterioration-, Dropout-, und Relapseraten (Kegel & Flückiger, 2015) sein. Daten klinischer Studien, in denen die randomisierte Zuweisung zu einer von mehreren Behandlungsalternativen dokumentiert ist, sind nutzbar, um die Behandlungsauswahl zu optimieren, die Behandlung maßzuschneidern (im Sinne von „tailored treatments“) und so die Effekte zu maximieren. Dass diese personalisierte Behandlungsauswahl bei Psychotherapien grundsätzlich möglich und sinnvoll ist, konnten aktuelle Metaanalysen zur Heterogenität von Behandlungseffekten in klinischen Studien zur Psychotherapie bei Depression (Kaiser et al., 2022) und Posttraumatischer Belastungsstörung (Herzog & Kaiser, 2022) nachweisen. Hier zeigte sich, dass der Behandlungseffekt psychotherapeutischer Interventionen im Vergleich zu Kontrollgruppen stärker variiert. Die Varianz des individuellen Behandlungseffektes bestimmt, wie stark sich die Behandlungseffekte steigern lassen, indem die psychotherapeutische Behandlung möglichst optimal dem Einzelfall angepasst wird. Diese Varianz ist daher ein Indikator dafür, dass möglichst genaue Methoden der Personalisierung (z. B. statistische Algorithmen) zu einer Optimierung beitragen können.

Mit Blick auf die Medizin zeigt sich, dass insbesondere personalisierte Behandlungsvorhersagen durch die Verfügbarkeit großer Datensätze und neuer, leistungsfähiger statistischer Methoden in fast allen Bereichen eine immer größere Rolle einnehmen. Politische Initiativen wie die „Precision Medicine Initiative“ in den USA sorgten für eine Ausweitung der Forschung zur personalisierten Medizin (Ashley, 2015) und somit auch in der Psychiatrie (Collins & Varmus, 2015). In der personalisierten bzw. „Präzisionspsychiatrie“ soll jeder/jede Patient_in unter weitgehender Einbeziehung individueller Gegebenheiten, über die funktionale Krankheitsdiagnose hinaus, behandelt werden (Simon & Perlis, 2010). Obwohl ein Großteil der Forschung zur Präzisionspsychiatrie sich – analog zur somatischen Präzisionsmedizin – von Beginn an auf genetische und biologische Faktoren bezog (Gurwitz, 2004),

gibt es Beispiele für eine vielfältigere Auswahl möglicher prädiktiver Variablen. So zeigt eine aktuelle Studie, dass auf der Basis von Patient_innencharakteristika vor Behandlungsbeginn eine personalisierte Vorhersage des Therapieeffekts antidepressiver Medikation oder Placebo bei Patient_innen mit depressiven Störungen sinnvoll sein kann (Webb et al., 2019). Das schließt auch das fortlaufende Anpassen der Therapie an den Gesundheitsfortschritt ein. Solche Therapieansätze haben sich in den letzten Jahren großer Beliebtheit erfreut, z. B. zeigte ein solcher Ansatz basierend auf maschinellem Lernen, dass dieser Algorithmus durchaus in der Lage ist, optimale Entscheidungen in komplexen und unsicheren Umgebungen zu treffen (Bennett & Hauser, 2013). Der Grundgedanke der personalisierten Medizin könnte daher ebenso auf die Psychotherapie übertragen werden (Delgadillo & Lutz, 2020).

Prognoseforschung als Bestandteil einer personalisierten Psychotherapie: Entwicklung von klinischen multivariaten Prädiktionsmodellen

Im Rahmen der Prognoseforschung (Riley et al., 2019) können klinische multivariate Prädiktionsmodelle entwickelt werden (Steyerberg, 2019), um die Effekte von evidenzbasierten Psychotherapien wie der KVT noch zu optimieren und den Weg zu einer personalisierten Psychotherapie in der Praxis zu ebnet. Die Vorhersage von Effekten in der Psychotherapie geschieht dabei über die Identifikation von prognostischen vs. präskriptiven Prädiktoren. Es existieren verschiedene Kategorien von Prädiktoren, welche für Prädiktionsmodelle vorgeschlagen wurden (Harrell, 2015): Klinische Vorhersagemodelle werden häufig mit pragmatischen Definitionen von Prädiktoren entwickelt, da sie der zukünftigen Verwendung eines Modells ähneln sollen (Steyerberg, 2019). In anderen Worten: Bei der Entwicklung von Modellen, die sich auf die tägliche Praxis (z. B. im Rahmen praxisorientierter Forschung) anwenden lassen, wird die Wahl von Prädiktoren häufig pragmatisch getroffen (Moons et al., 2015). In diesem Fall werden Definitionen und Scorings verwendet, die in Übereinstimmung mit der täglichen Praxis sind, i. e. Prädiktoren beinhalten, die leicht verfügbar, ökonomisch und mit angemessener Genauigkeit messbar sind, wobei die Generalisierbarkeit des Modells bedacht werden muss (Luijken et al., 2019). Die pragmatische Auswahl von Prädiktoren ist gleichzeitig häufig auch eine Limitation von solchen praxisorientierten Studien in der Psychotherapie, da sie zu einem gewissen Grad dazu beiträgt, warum mit unseren Modellen trotz neuer statistischer Möglichkeiten Vorhersagen weiterhin schwierig

bleiben. Zukünftig könnten als reliabel und valide identifizierte prädiktive Variablen in die Praxis zurückgeführt werden, um diese Vorhersagemodelle auch in diesen Studien zu verbessern.

Prognostische Variablen im Rahmen von sog. „Single-Treatment“-Studien können als generelle Prädiktoren aufgefasst werden und dienen zur Vorhersage, ob ein/eine Patient_in wahrscheinlich auf eine Behandlung anspricht. Sind regelmäßige Verlaufsmessungen vorhanden, können sie eine Prognose über Therapieverläufe geben (Delgadillo et al., 2016) und Abweichungen von der Prognose als Warnsignale für Behandler_innen dienen. Es ermöglicht zudem das Bilden von Subgruppen und Clustern, für die entweder neue Interventionen entwickelt oder einzelne als wirksam erwiesene Therapieelemente zu evidenzbasierten Verfahren hinzugenommen werden, z. B. im Sinne einer modularen Psychotherapie (Bohus et al., 2012; Brakemeier & Herpertz, 2019). Solche prognostischen Baseline-Charakteristika zu identifizieren ist zudem wichtig, da sie für RCTs zur Randomisierung relevant sein können (Steyerberg, 2019), indem sie den Einschluss und die Stratifizierung von Patient_innen in prospektive Studien leiten und so die statistische Analyse einer RCT (z. B. Kovariatenanalyse) verbessern können (Gail et al., 1984; Hauck et al., 1998; Hernández et al., 2004, 2006; Pocock et al., 2002; Robinson & Jewell, 1991). In diesem Zusammenhang sind im Kontext der praxisorientierten Forschung solche klinischen multivariaten Prädiktionsmodelle für die Posttraumatische Belastungsstörung (PTBS), Borderline-Persönlichkeitsstörung und Zwangsstörung im oben erwähnten Praxis-Forschungs-Netzwerk entwickelt worden (Herzog, Feldmann, et al., 2020; Herzog, Osen, et al., 2021; Herzog, Voderholzer, et al., 2020). Zudem können präskriptive Variablen im Rahmen von sog. „Multiple-Treatment“-Studien als differentielle Prädiktoren aufgefasst werden und den differentiellen Therapieerfolg bestimmen. Derartige Prädiktoren werden auch als Moderatoren für das Ansprechen auf eine Therapie verstanden (Simon & Perlis, 2010). Diese Variablen können bei der Auswahl einer optimalen Behandlung helfen (Cohen & DeRubeis, 2018; Keefe et al., 2020) und dadurch personalisierte Behandlungen (Grant et al., 2014; Simon & Perlis, 2010) ermöglichen. Die Prognoseforschung bietet somit zwar das Potenzial, mögliche Risikoverläufe frühzeitig zu identifizieren und die Zuweisung von Patient_innen zu den für sie bestmöglichen Behandlungen zu unterstützen. Im Rahmen der praxisorientierten Forschung ist dabei vor allem die enge Zusammenarbeit mit Praktiker_innen zentral, um letztlich die Akzeptanz der Ergebnisse aus der prädiktiven Analytik und somit den praktischen Nutzen zu fördern (Hilbert & Lueken, 2020).

Methodische und statistische Aspekte der personalisierten Psychotherapie

Insgesamt scheint die Vorhersage des individuellen Behandlungsergebnisses durch hypothetische Prädiktorvariablen bis heute schwierig zu sein (Falkenstein et al., 2019). Neue statistische Modelle, die durch die Kombination von klinischen und demographischen Daten mehrere Datenquellen nutzen, können hilfreich sein (Chekroud et al., 2016; Cipriani & Geddes, 2016; Høifødt et al., 2015). Eine aktuelle Übersichtsarbeit zu Studien zur personalisierten Psychotherapie der Depression (Lorenzo-Luaces et al., 2021) gelang zu dem Schluss, dass zukünftige Studien sich vor allem auf die Auswahl von Behandlungsansätzen konzentrieren sollten, die sich in ihren angenommenen Wirkmechanismen deutlich unterscheiden. Ein Beispiel für die gelungene Umsetzung dieser Empfehlung wurde von Schwartz et al. (2021) vorgelegt. Hier wurde ein Auswahlalgorithmus erstellt, der in einer diagnostisch heterogenen Stichprobe entweder KVT oder psychodynamische Therapie auswählt. Für einen Teil der Patient_innen zeigte sich eine deutliche Überlegenheit einer der beiden Ansätze: Für Patient_innen, die mehr phobische Angst, einen freundlicheren interpersonalen Stil, ein geringeres GAF-Funktionsniveau und eine schlechtere körperliche Gesundheit berichteten, war die KVT überlegen. Für Patient_innen, die häufiger Somatisierung und paranoides Denken berichteten, wurde häufiger die psychodynamische Therapie ausgewählt. Als Variablen wurden Selbstberichtsfragebögen (BSI, BDI-II, IIP-D, SF-12) und allgemeine Einschätzungen zum Schweregrad von Therapeut_innen (GAF, BSS) verwendet (Schwartz et al., 2021). Es ist zu erwarten, dass ein genaueres Verständnis der Wirkmechanismen verschiedener psychotherapeutischer Verfahren den praktischen Nutzen zukünftiger Studien zur Behandlungsauswahl deutlich steigern wird.

Neben diesen Anregungen kann sich die Psychotherapieforschung an aktuellen Entwicklungen aus dem biomedizinischen Feld und der sog. „Computational Psychiatry“ bedienen, um die Perspektive zu erweitern (Moutoussis et al., 2018; Stephan et al., 2017). Die „Computational Psychiatry“ umfasst insgesamt zwei Ansätze: (1) datengetriebene, theoretisch agnostische Datenanalysemethoden aus Machine Learning-Algorithmen (ML-Algorithmen), die breit angelegt sind (einschließlich erweiterter statistischer Standardmethoden) (Huys, 2017; Stephan et al., 2017) sowie (2) theorie-getriebene Modelle, die mechanistisch interpretierbare Beziehungen zwischen Variablen mathematisch spezifizieren (oft einschließlich sowohl beobachtbarer Variablen als auch postulierter, theoretisch sinnvoller verborgener Variablen, z. B. durch Bayessche Statistik) (Huys et al., 2016). Beide Ansätze können dabei zur Entwicklung von klinischen multivaria-

ten Prädiktionsmodellen dienen, z.B. durch prädiktive bzw. supervidierte Lernansätze generiert werden, welche einige Vorteile gegenüber klassischen statistischen Auswertungsverfahren insbesondere bei großen Datensätzen (sog. „big data“) – wie sie in Praxis-Forschungs-Netzwerken generiert werden können – aufweisen (Bzdok et al., 2017; Dwyer et al., 2018). Die Kombination von Daten, Modellen und Algorithmen ist wichtig (Murphy, 2012), wobei die Synthese multipler Variablen durch ML dabei die Vorhersage von Behandlungsergebnissen verbessern kann (Iniesta et al., 2016). Der größte Vorteil der ML-Ansätze ist deren Robustheit gegenüber der Verwendung einer großen Anzahl von Variablen, Merkmalen oder Prädiktoren im Verhältnis zur Anzahl der Beobachtungen bzw. Fallzahlen (Coutanche & Hallion, 2019). Allerdings sehen einige Forscher_innen keinen Leistungsvorteil von ML-Ansätzen gegenüber logistischen Regressionen bei der Entwicklung von klinischen Prädiktionsmodellen (Christodoulou et al., 2019). Einfache Vorhersagemethoden wie beispielsweise Regressionsmodelle, deren Koeffizienten nicht statistisch geschätzt, sondern manuell (z.B. auf den Wert 1) gesetzt werden (uneigentliche lineare Modelle oder engl.: „improper linear models“⁷), sind zudem häufig von überraschender Genauigkeit, insbesondere wenn die üblichen Bedingungen psychologischer Daten, wie kleine Effekte und hohe Messfehler, gegeben sind (Lichtenberg & Şimşek, 2016). Ein Kompromiss aus maschinellem Lernen und einfacher, robuster und transparenter Methodik stellt BISCUIT (Elleman et al., 2020) dar. Dieses Verfahren erstellt aus kreuzvalidierten Korrelationen mit dem angegebenen Kriterium einen prognostischen Index. BISCUIT hat sich in verschiedenen Kontexten als ähnlich genau erwiesen, wie ML-Algorithmen, verwendet dabei aber häufig weniger Prädiktoren und gelangt somit zu sparsameren Modellen (Beck & Jackson, 2021; Elleman et al., 2020; Kaiser, Butter, et al., 2021).

Die Eignung der vorgestellten Methoden und Algorithmen zur Vorhersage des Therapieoutcomes sowie Matching von Patient_in zu Therapeut_in zeigte sich in letzter Zeit über verschiedene Kontexte hinweg (z. B. Delgadillo, Rubel, et al., 2020; Herzog, Voderholzer, et al., 2020; Herzog, Feldmann, et al., 2020; Meinschmidt et al., 2019; Rubel et al., 2019; Schwarzmeier et al., 2019; Webb et al., 2020).

Frühe Versuche zur Verwendung datengesteuerter Modelle zur Erstellung fallspezifischer Ergebnisvorhersagen wurden mit Hilfe des „Nearest-Neighbour“-Ansatzes

durchgeführt (Lutz et al., 2005), der um das erwartete Ansprechen auf unterschiedliche Behandlungen erweitert wurde (Lutz et al., 2006). Diese Strategie untersucht, wie ähnliche Patient_innen in der Vergangenheit auf die unterschiedlichen Behandlungen reagiert haben. Dabei wird für jede Behandlung eine Teilmenge von Patient_innen identifiziert, die z. B. einem bestimmten Indexpatienten in einer Reihe von Variablen am ähnlichsten sind (d.h. die „nächsten Nachbarn“ des Indexpatienten). Die Empfehlung für diesen Indexpatienten wird abgeleitet durch Berechnung der Differenz zwischen den durchschnittlichen Ergebnissen, die bei einer Behandlung gegenüber der anderen Behandlung unter den „nächsten Nachbarn“ des Indexpatienten beobachtet wurde. Da dieser Ansatz – im Gegensatz zu anderen Techniken des maschinellen Lernens – ein gutes Verhältnis zur Mensch-zu-Maschine-Entscheidungsfindung erlaubt, bleibt er klinisch nachvollziehbar und kommunizierbar (Beam & Kohane, 2018).

In der Psychotherapieforschung hat sich in den letzten Jahren insbesondere der *Personalized Advantage Index (PAI)* (Cohen & DeRubeis, 2018; Cohen et al., 2017; Deisenhofer et al., 2018; DeRubeis et al., 2014; Huibers et al., 2015; van Bronswijk et al., 2019; Webb et al., 2019) für Studien mit mehreren Behandlungsbedingungen als geeignet erwiesen, um personalisierte Behandlungsentscheidungen zu unterstützen. Der PAI ist ein datengetriebener Ansatz zur Behandlungsauswahl, der für jede Person einen Wert liefert, der angibt, welche von zwei Interventionen voraussichtlich zu einem besseren Behandlungsergebnis führt. DeRubeis et al. (2014) demonstrieren erstmals den PAI-Ansatz anhand von Daten aus einem randomisierten Vergleich von KVT und Pharmakotherapie (Paroxetin) bei ambulanten Patient_innen mit einer schweren depressiven Störung, um die Zuweisung von Patient_innen zwischen verschiedenen Behandlungen zu verbessern. Das Ziel dieses Bestrebens war es, Modelle zu erstellen, welche Vorhersagen für die Symptomschwere nach der Behandlung für jede Person in jeder dieser beiden Interventionen erstellt. Der Vergleich zwischen den beiden Schätzungen führte zu einem Index – dem PAI –, der anzeigt, welche der beiden Behandlungen um wie viel besser wäre auf der Grundlage einer Gruppe von mehreren Prädiktoren. Eine frühe Identifizierung von Patient_innensubgruppen über ihre vorhergesagten Behandlungsergebnisse kann die Wahrscheinlichkeit der Verschreibung einer korrekten Behandlung zu einem frühen Zeitpunkt im Verlauf der Behandlung erhöhen und das Phänomen des ‚Trial-and-Error‘ verhindern.

⁷ Uneigentlich lineare Modelle sind solche, bei denen die Gewichte der Prädiktorvariablen durch eine nicht optimale Methode ermittelt werden; sie können z. B. auf der Grundlage von Intuition ermittelt, aus der Simulation der Vorhersagen einer klinisch beurteilenden Person abgeleitet oder als gleichwertig festgelegt werden.

Zukunft der praxisorientierten Forschung

Aus den gegenwärtigen Forschungssträngen, die insbesondere durch methodische Innovationen in den letzten Jahren inspiriert wurden, lassen sich vielfältige Perspektiven für zukünftige Forschungsarbeiten ableiten, welche das Ziel einer Personalisierung von psychotherapeutischen Angeboten im Rahmen einer praxisorientierten Forschung verfolgen und zum übergeordneten Paradigma der „Precision Mental Health Care“ (Delgadillo & Lutz, 2020)⁸ beitragen können. Aus unserer Sicht sollten dabei folgende Richtungen zukünftig weiterverfolgt werden, um zu einer Verbesserung der personalisierten Behandlungsempfehlungen- und anpassungen beizutragen:

1. Kombination aus nomothetischen und idiographischen Ansätzen in der praxisorientierten Forschung
2. Entwicklung und Implementierung von Monitoring- und Feedbacksystemen in der Praxis
3. Einsatz neuer Studiendesigns (z. B. „Leapfrog Design“ und „Single Case Experimental Designs“)

Kombination aus nomothetischen und idiographischen Ansätzen in der praxisorientierten Forschung

Eine personalisierte Behandlungsempfehlung und -anpassung kann insgesamt aus zwei Vorgehensweisen resultieren: nomothetisch und idiographisch. Durch Cluster-Analysen im Rahmen von Netzwerkmodellen könnten Subtypen von sehr heterogenen Störungsbildern wie z. B. depressive Störungen, bei denen die ES für Psychotherapie auch deswegen deutlich unterhalb derer von anderen Störungsbildern liegt, identifiziert werden, die über klassische Diagnosen hinausgehen (Robinaugh et al., 2019). Dieses Vorgehen erscheint insbesondere in Studien unter naturalistischen Behandlungsbedingungen sinnvoll, da dort wenig Ein- und Ausschlusskriterien herrschen. Im Rahmen von symptom-spezifischen Wirksamkeitsanalysen (z. B. Netzwerkkontextinterventionsanalysen) können anschließend Therapieoutcomes auf der Basis von den identifizierten Symptomprofilen vorhergesagt werden (Elliott et al., 2019) und personalisierte Behandlungszuweisungen

gen stattfinden (Delgadillo, Appleby, et al., 2020). Idiographisch könnten Einzelfallstudien durch die Verwendung von elektronischen Tagebüchern im Rahmen des „Ecological Momentary Assessment (EMA)“⁹ mit Hilfe von Smartphones oder Tablets z. B. während der Wartezeit (4 Wochen, 6-mal am Tag) durchgeführt werden, um eine spätere Behandlungsempfehlung abzuleiten. Auch bei der personalisierten Behandlungsanpassung können idiographische Ansätze nützlich sein (Fisher et al., 2019). Bei der Bildung von idiographischen Symptomzusammenhängen werden bei einem/einer individuellen Patient_in Symptome über einen längeren Zeitraum wiederholt gemessen, wobei anschließend diese intensiven Längsschnittdaten zur Vorhersage des/der individuellen Patient_in herangezogen werden (Fisher et al., 2017; Fisher & Boswell, 2016; Husen et al., 2016; Lutz et al., 2018; Rubel et al., 2018). Da die Forschung bisher nur wenig replizierbare Prädiktoren finden konnte, scheint es wichtig, kritische Prozesse bei Patient_innen mit einem positiven Outcome im Rahmen von idiographischen Analysen zu identifizieren (Castonguay & Beutler, 2006). Zur Planung von EMA eignen sich aktuelle praktische Leitfäden (Myin-Germeys & Kuppens, 2022). In der praxisorientierten Forschung ist daher eine Ergänzung von nomothetischer Forschung um idiographische Ansätze zukünftig sinnvoll.

Entwicklung und Implementierung von Monitoring- und Feedbacksystemen in der Routinepraxis

Durch die Verbreitung von Monitoring und Feedbacksystemen wie z. B. der technologisch-versierte Trierer Therapienavigator (Lutz, Rubel, et al., 2019) im Rahmen eines generellen Routine-Outcome-Managements (ROM) (Lambert et al., 2018; Lambert & Harmon, 2018) in z. B. Hochschul- und Institutsambulanzen und Tageskliniken (Hiller et al., 2011) kann praxisorientierte Forschung (Castonguay & Muran, 2016) ermöglicht werden. Dadurch lassen sich große Datensätze generieren, welche wiederum u. a. zur Entwicklung von multivariaten Prädiktionsmodellen unter Nutzung einer Vielfalt statistischer

⁸ Das Paradigma der „Precision Mental Health Care“ gliedert sich dabei in verschiedene Forschungstypen: Typ 1-Forschung mit der Frage „Wie effektiv ist Psychotherapie unter Routinebedingungen?“ und dem Ziel der Etablierung einer Baseline/Benchmark, Typ 2-Forschung mit der Frage „Welche Patient_innenmerkmale sagen zukünftige Ereignisse oder Ergebnisse vorher?“ und dem Ziel der Merkmalsauswahl und Phänotypentdeckung, Typ 3-Forschung mit der Frage „Welche Subgruppen von Patient_innen benötigen welche gezielte Intervention?“ und dem Ziel der Entwicklung von Entscheidungstools und die Typ 4-Forschung mit der Frage „Wirkt die Anwendung von gezielten Interventionen besser als die Routineversorgung?“. Für die unterschiedlichen Forschungstypen eignen sich unterschiedliche Studiendesigns, z. B. pragmatische klinische Studien oder retrospektive Analysen von Daten aus klinischen Studien (Delgadillo & Lutz, 2020).

⁹ Diese Methode wird auch als „Experience Sampling Method“ oder „Ambulantes Assessment“ bezeichnet.

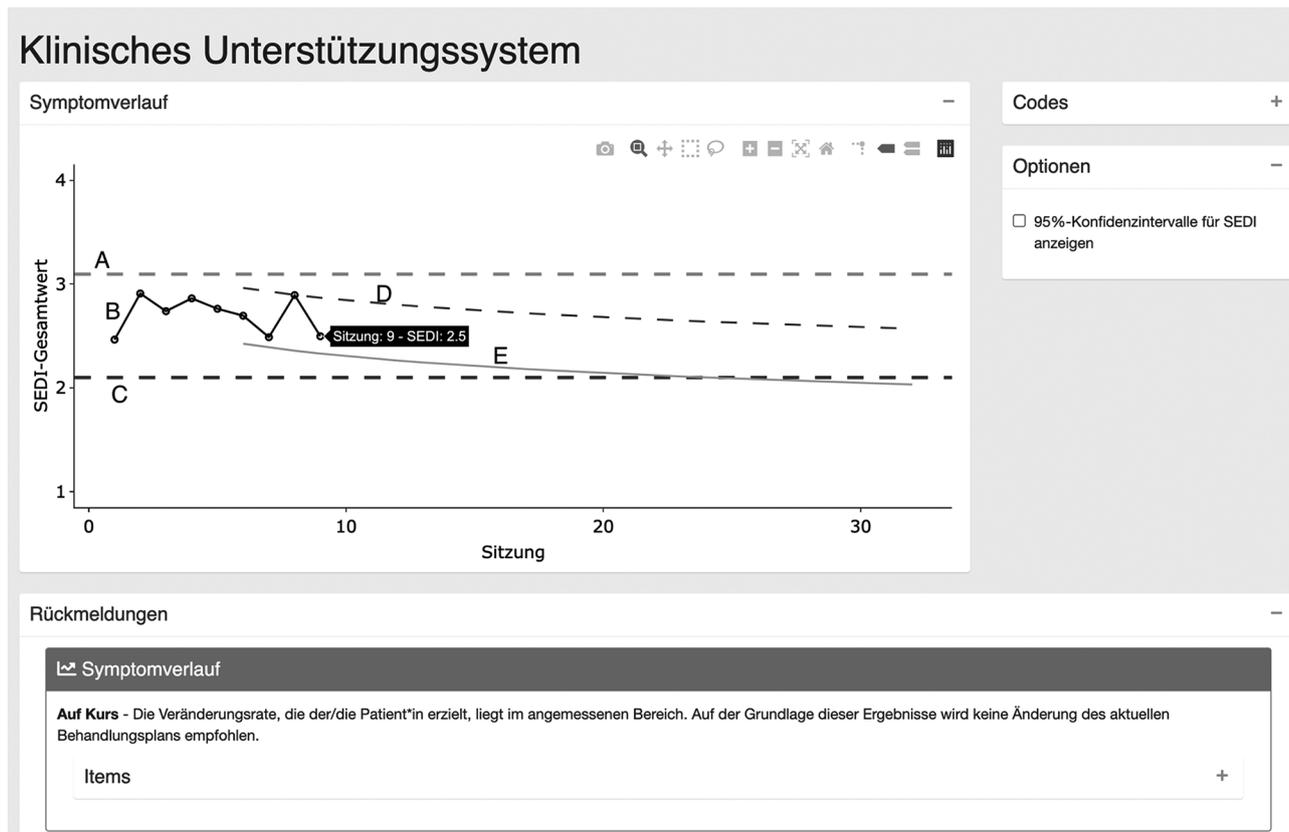


Abbildung 2. Darstellung eines beispielhaften Verlaufs des wöchentlichen Symptombelastungswerts mit Interpretationshilfen und Rückmeldung im Greifswalder Psychotherapie-Navigationssystem (GPNS; Kaiser, Bartholdy & Brakemeier, in Vorbereitung).

scher Verfahren (u. a. ML-Algorithmen und Bayesscher Statistik) beitragen.

Zukünftig wird es in diesem Zusammenhang wichtig sein, noch besser differentielle Therapieoutcomes durch die Identifikation von präskriptiven Variablen für das Therapieoutcome zu bestimmen. Solche differentiellen Prädiktoren können sich als Moderatoren des Therapieoutcomes verstehen. Sie könnten mit Hilfe des PAI (DeRubeis et al., 2014) anhand von klinischen Studien mit mind. zwei verschiedenen Behandlungsbedingungen identifiziert werden und Auskunft über den präskriptiven Wert einer Variablen geben (Dwyer et al., 2018). Um solche Analysen zu ermöglichen und individuelle Behandlungsempfehlungen ableiten zu können, ist es daher wichtig, in der Routinepraxis mehrere Behandlungen separat zu etablieren. Die Bestimmung von präskriptiven Prädiktoren bereits zu Behandlungsbeginn ermöglicht langfristig eine Etablierung von Entscheidungsbäumen (Hannöver et al., 2002), um die Entscheidung von Praktiker_innen bei der Auswahl einer passenden und vielversprechenden Behandlung für den/die individuellen/individuelle Patient_in zu unterstützen und so letztlich eine evidenzbasierte Behandlungsempfehlung abzuleiten (Cohen & DeRubeis, 2018; Keefe et al., 2020).

Mit Hilfe solcher Lösungen können, neben einer personalisierten Behandlungsauswahl, Entscheidungshilfen auch im Therapieverlauf ermöglicht werden, welche zur personalisierten Behandlungsanpassung führen, z. B. Generierung von Modellen zum erwarteten Therapieerfolg (Lutz et al., 2015; Rubel et al., 2015). Das Feedback zum Outcomefortschritt hat sich als wirksames Werkzeug zur Unterstützung der Therapie erwiesen, vor allem für Patient_innen mit einem möglichen Therapiemisserfolg aber auch im Supervisionsprozess im Ausbildungskontext (Rubel et al., 2017). Auch an der Universität Greifswald befindet sich ein klinisches Unterstützungssystem in Erprobung („Greifswalder Psychotherapie-Navigationssystem (GPNS)“; Kaiser, Bartholdy & Brakemeier, in Vorbereitung), welches beispielhaft in Abbildung 2 dargestellt ist.

Trotz vielversprechender Ergebnisse bei der Untersuchung des TTN für die klinische Praxis (Lutz et al., 2022), stehen weitere prospektive quantitativ-empirische Studien (auch für den GPNS) noch aus, um den Nutzen zu bestimmen.

Einsatz und Etablierung von modernen Studiendesigns

Um schnellere Entwicklungen und Optimierungen von Psychotherapie zu ermöglichen, sollten in Zukunft neue methodischen Designs – insbesondere das sog. „Leapfrog Design“ – verwendet werden, das einige Quellen der Ineffizienz in der Entwicklung von Behandlungen überwinden kann (Blackwell et al., 2019). Leapfrog-Designs basieren auf adaptiven Rollendesigns, welche ursprünglich in der Krebsforschung eingesetzt wurden. In solchen Designs werden mehrere Behandlungsoptionen simultan gegeneinander getestet und diejenigen aus der fortlaufenden Studie entfernt, welche in sequentiellen Bayesischen Analysen eine schlechte Performanz zeigen. Dadurch können Stichprobengrößen und somit Zeit und Kosten reduziert werden. Gleichzeitig können neue Behandlungsoptionen während der kontinuierlichen Durchführung aufgenommen werden, wodurch wiederum eine translationale Verzögerung reduziert wird als auch die existierende Trial-Infrastruktur effizient genutzt wird. Ebenso kann die Behandlungsoption, die als Benchmark für den Vergleich dient, während der Studiendurchführung, ersetzt werden, wodurch es einen Mechanismus für die laufende daten-getriebene kumulative Entwicklung und Optimierung der Behandlung in Echtzeit darstellt. Auf der anderen Seite müssen diverse Einschränkungen bedacht werden, die bspw. mit sequentiellen Bayes-Analysen im Zusammenhang stehen (z. B. Unter- oder Überschätzung der Effektstärken, Bias der Ergebnisse durch Wissen über Outcome bei Forscher_in aufgrund einer fehlenden kompletten Verblindung), wodurch es eher als exploratorisches Werkzeug zur Entwicklung von Behandlungen anzusehen ist, auf dessen Ergebnissen sich randomisiert-kontrollierte Studien anschließen können. Eine Machbarkeitsstudie des Leapfrog-Designs in Psychotherapieforschung steht zwar noch aus. In der Bochumer Arbeitsgruppe wird aber gerade die Machbarkeit des Leapfrog-Designs im Kontext der Entwicklung und Optimierung einer internetgestützten psychologischen Intervention zur Verringerung von Anhedonie mit dem Ziel getestet, mögliche praktische Probleme und Anpassungen, die für eine größere Leapfrog-Studie notwendig sind, zu identifizieren (<https://osf.io/8mxda/>, <https://clinicaltrials.gov/ct2/show/NCT04791137>). Auf der Suche nach größeren Effekten von Psychotherapie könnten im Rahmen solcher Leapfrog-Designs komparative klinische Studien (z. B. Behandlung A vs. Behandlung B) durchgeführt werden, in denen sowohl das Therapieoutcome (z. B. von „Single-Ses-

sion“-Interventionen und Kurzzeitinterventionen) als auch Dosis-Wirkungszusammenhänge untersucht und ebenso Komponentendesigns (z. B. Dismantling¹⁰ und Additive Designs) getestet werden können. Eine aktuelle Studie fand beispielsweise heraus, dass distinkte Dosis-Response-Muster zwischen hoch- und niedrig-intensiver KVT vorhanden sind (Robinson et al., 2020). Immer mehr Studien deuten zudem darauf hin, dass die Erhöhung der Therapieintensität auf 2 Sitzungen pro Woche einen positiven Effekt auf das Behandlungsergebnis bei Patient_innen mit depressiven Störungen hat (Brujiniks et al., 2020). Denkbar wäre auch, gewisse einzelne Komponenten sowie deren Kombination bei der Evaluation von modularen Psychotherapien zu untersuchen: Beispielsweise könnten einzelne Module einer Gruppentherapie zur Emotionsregulation hinzugefügt werden bis die Wirksamkeit nicht mehr steigt durch Hinzunahme weiterer Module. Eine weitere Idee wäre, einzelne Module und/oder deren Kombination einer etablierten traumafokussierten kognitiven Verhaltenstherapie bei der Behandlung von komplexer PTBS zu ergänzen, um das Behandlungsergebnis für dieses Störungsbild zu erhöhen. Es stellt somit ein integratives, kontinuierliches Forschungsdesign dar, welches gut in die Routineversorgung (z. B. Ambulanzen) implementiert werden kann und sich dadurch im Rahmen von praxisorientierter Forschung zur Generierung von praxisbasierter Evidenz sehr gut eignen würde.

Ein weiteres vielversprechendes Studiendesign stellt der „nested precision RCT“ dar (Kappelmann et al., 2021). Hier wird zunächst eine klassische RCT mit zwei Behandlungsalternativen durchgeführt und auf der Datenbasis ein statistischer Algorithmus entwickelt, der die Zuweisung zu den Alternativen optimiert. Im nächsten Schritt wird die randomisierte Zuweisung zu einer Intervention mit der personalisierten Zuweisung verglichen, um den zusätzlichen Behandlungseffekt zu bestimmen. Dadurch, dass bereits Patient_innen für die randomisierte Zuweisung im vorherigen Schritt rekrutiert wurden, reduziert sich die nötige Fallzahl und damit auch der Aufwand für die Durchführung deutlich. Durch dieses Studiendesign kann beispielsweise in einer prospektiven Untersuchung erforscht werden, welche_r Patient_in mit PTBS welche Behandlung benötigt (z. B. Prolongierte Exposition vs. Cognitive Processing Therapy) (Schnurr et al., 2022). Der Vorteil liegt vor allem in der Tatsache, dass durch die Kombination beider Vorgehen es sich um ein ökonomisches Studiendesign handelt, bei dem weniger Patient_innen rekrutiert werden müssen. Da der „nested precision RCT“ auf dem PAI basiert gelten hier die ähnli-

¹⁰ Ein als kritisch definierter „Inhaltsstoff“ wird aus einer bestehenden Behandlung entfernt oder eine Komponente wird einer bestehenden Behandlung hinzugefügt, um die Auswirkungen der gelöschten oder hinzugefügten Komponente zu bestimmen.

chen Nachteile: das atheoretische datengetriebene Vorgehen führt dazu, dass die Zuweisung auf der Prädiktorenauswahl basiert. Diese stellt somit eine wichtige Vorbedingung dar und sollte sich aus der Grundlagenforschung bedienen, damit alle Prädiktoren ausreichend Informationen liefern: z.B. hat sich neben der Symptom schwere zur Baseline (Herzog, Voderholzer, et al., 2020) gezeigt, dass dysfunktionale Erwartungen im engen Zusammenhang mit der PTBS-Symptomatik stehen (Herzog, Barth, Rief, Brakemeier & Kube, 2022; Herzog, Kaiser, Rief, Brakemeier & Kube, 2022). Gleichzeitig sollten die Anforderungen an die Stichprobengröße für solche multivariable Vorhersagemodelle kritisch geprüft werden (Luedtke, Sadikova & Kessler, 2019). Darüber hinaus könnte mit diesem Ansatz auch die Überprüfung von kreuzmodalen Behandlungen, bestehend aus psychologischen und pharmakologischen Therapien, zur Innovation in der Therapieforschung beitragen (Holmes et al., 2018).

Um die Mechanismen von Psychotherapie auch im naturalistischen Setting zu untersuchen, können häufige und feingliedrige Messungen im Rahmen von Einzelfallanalysen (im Weiteren: „Single Case Experimental Designs (SCED)“) in Hochschulambulanzen eingesetzt werden (Kazdin, 2019). Solche Studiendesigns beziehen sich auf eine prospektive und intensive Untersuchung einer einzelnen Person oder einer kleinen Personengruppe über die Zeit mit wiederholter und häufiger Messung des Outcomes in allen Phasen der Studie unter sequentieller Anwendung und/oder Rücknahme der Intervention. Experimentell angelegte Einzelfallanalysen sind daher meist Cross-Over-Designs, bei denen eine Person als ihre eigene Kontrollbedingung fungiert. SCED zielen somit darauf ab, traditionelle Gruppendesigns zu ergänzen, indem sie wiederholte Messungen von einer Person unter verschiedenen Bedingungen (z.B. Baseline vs. Behandlung) vornehmen (Kazdin, 2019). Der Einsatz von SCEDs könnten somit eine zeit- und kosteneffiziente, methodisch hochwertige, flexible und praxisnahe Ergänzung zu RCTs im klinischen Kontext darstellen, um Rückschlüsse auf Kausalität zu treffen. Da sie ein quantitativ-empirisches, idiographisches Forschungsdesign mit direkter Manipulation der Intervention und Replikation über Patient_innen, Behandler_innen, Verhaltensweisen oder Settings darstellen, können SCEDs insbesondere für die praxisorientierte Forschung wertvoll sein. Der Vorteil ist dabei vor allem, dass die Power anhand der Anzahl an wiederholten Messungen, nicht der Stichprobengröße resultiert. Es sind verschiedene Fragestellungen denkbar, die sich mit SCEDs adressieren lassen, z. B. im Bereich der Identifikation von Wirkmechanismen („Welche spezifische Intervention X einer Psychotherapie war kausal für die Veränderung verantwortlich?“ bzw. „Wie verändert sich die Symptomatik von Patient_in Y infolge der Intervention

X?“). Im Rahmen eines SCEDs wurden beispielsweise einzelne Elemente psychologischer Schmerzbehandlungen untersucht (Schemer et al., 2018): die Ergebnisse deuten darauf hin, dass die Veränderungen bei der graduierten in-vivo Expositionstherapie hauptsächlich während der Expositionsphase, nicht aber während der psychoedukativen Sitzungen, auftraten. Im Gegensatz zu RCTs wird hier nicht die Gesamtwirkung komplexer Multikomponentenbehandlungen evaluiert, sondern es wird versucht, spezifische Effekte bestimmter Interventionen für individuelle Personen zu schätzen. In diesem Sinne gelten sie als ein vielversprechendes Werkzeug zur Untersuchung von Mechanismen, um die Frage zu beantworten, *was für wen wie wirkt*. Wie erwähnt könnte ein genaueres Verständnis der Wirkmechanismen verschiedener psychotherapeutischer Verfahren den praktischen Nutzen zukünftiger Studien zur Auswahl von Behandlungen deutlich steigern (Lorenzo-Luaces et al., 2021). Kürzlich durchgeführte eigene Studien deuten beispielsweise darauf hin, dass dysfunktionale Erwartungen bei der Entstehung (Herzog, Barth, Rief, Brakemeier & Kube, 2022) und Aufrechterhaltung (Herzog, Kaiser, Rief, Brakemeier & Kube, 2022) der PTBS eine wichtige Rolle zu spielen scheinen und in der Forschung eine weitere Beachtung finden sollten. Beispielsweise können SCED dabei ein ökonomischer Ansatz sein, um ein mechanistisches Verständnis davon zu erlangen, wie erwartungsinkongruente Erfahrungen im Kontext von psychotherapeutischen Interventionen bei PTBS verarbeitet werden. Zur Planung solcher SCEDs eignen sich praktische Leitfäden (Morley, 2018). Für die Planung von SCEDs ist zudem die Orientierung an empfohlenen Berichtsrichtlinien („Single-Case Reporting guideline In Behavioral interventions (SCRIBE)“) (Tate et al., 2016) und Critical Appraisal Tools (“Risk of Bias in N-of-1 Trials Scale (RoBiNT)“) (Tate et al., 2013) wichtig. Zur Erhöhung der wissenschaftlichen Verwertbarkeit können zudem Randomisierungsprozeduren eingebaut werden (Heyvaert & Onghena, 2014; Kratochwill & Levin, 2010).

Letztlich wird aktuell noch diskutiert, ob und wie sich im Sinne eines Data-fusion-Ansatzes nicht nur die Studiendesigns (d.h. klinische und praxisbasierte Studien) separat ergänzen, sondern vor allem auch, wie sich die daraus resultierenden Datentypen kombinieren lassen, um gegenseitig den Informationsgehalt aus diesen Studien zu steigern und so den Weg zur personalisierten Psychotherapie zu ebnet. Neuere Ansätze aus der Kausalitätstheorie nach Judea Pearl gehen dabei beispielsweise nicht nur von einer gegenseitigen „Befruchtung“ der Ansätze aus, sondern davon, dass die direkte Kombination von RCT- und Routinedaten wichtige Zusatzinformationen liefern kann (Bareinboim & Pearl, 2016; Mueller & Pearl, 2022). Dieser Diskussion wird zukünftig sicherlich noch mehr Aufmerksamkeit zuteil.

Die Implementierung von solchen Studiendesigns im Rahmen von praxisbasierten Studien in der Routineversorgung z. B. in Hochschulambulanzen oder Tageskliniken wäre eine Möglichkeit, um den ‚Research-Practice-Gap‘ durch Förderung von praxisbasierter Evidenz weiter zu verringern und praxisorientierte Forschung zu etablieren (Castonguay et al., 2013). Wenn die genannten offenen Forschungsfelder als Teil eines größeren Paradigmas wie der ‚Precision Mental Health Care‘ (Delgado & Lutz, 2020) im Kontext der praxisorientierten Forschung verstanden werden, kann es gelingen, die Effekte von Psychotherapien in der Praxis noch weiter zu optimieren und so langfristig zu einer evidenzbasierten Personalisierung von Psychotherapie auf die individuellen Bedürfnisse der Patient_innen in der Praxis beitragen.

Elektronische Supplemente (ESM)

Die elektronischen Supplemente sind mit der Online-Version dieses Artikels verfügbar unter <https://doi.org/10.1026/1616-3443/a000665>

ESM 1. Tabelle: Phasen der wissenschaftlichen Fundierung von Psychotherapie nach Buchkremer und Klingberg (2001)

ESM 2. Tabelle: Unterschiede zwischen klinischen Studien (bzw. randomisiert-kontrollierten Studien) und praxisbasierten Studien nach Barkham et al. (2010)

Literatur

- Ægisdóttir, S., White, M. J., Spengler, P. M., Maugherman, A. S., Anderson, L. A., Cook, R. S., Nichols, C. N., Lampropoulos, G. K., Walker, B. S., Cohen, G. & Rush, J. D. (2006). The meta-analysis of clinical judgment project: Fifty-six years of accumulated research on clinical versus statistical prediction. *The Counseling Psychologist*, 34(3), 341–382. <https://doi.org/10.1177/0011000005285875>
- Ashley, E. A. (2015). The precision medicine initiative: A new national effort. *JAMA – Journal of the American Medical Association*, 313(21), 2119–2120. <https://doi.org/10.1001/jama.2015.3595>
- Bareinboim, E., & Pearl, J. (2016). Causal inference and the data-fusion problem. *Proceedings of the National Academy of Sciences of the United States of America*, 113(27), 7345–7352. <https://doi.org/10.1073/pnas.1510507113>
- Bar-Kalifa, E., Atzil-Slonim, D., Rafaeli, E., Peri, T., Rubel, J. & Lutz, W. (2016). Therapist-client agreement in assessments of clients' functioning. *Journal of Consulting and Clinical Psychology*, 84(12), 1127–1134. <https://doi.org/10.1037/ccp0000157>
- Barkham, M., Lutz, W. & Castonguay, L. G. (2021). *Bergin and Garfield's Handbook of Psychotherapy and Behavior Change* (7th edition). Wiley John + Sons.
- Barkham, M. & Margison, F. (2008). Practice-based evidence as a complement to evidence-based practice: From Dichotomy to Chiasmus. In *Handbook of Evidence-based Psychotherapies: A Guide for Research and Practice* (pp. 443–476). John Wiley & Sons Ltd. <https://doi.org/10.1002/9780470713242.ch25>
- Barkham, M. & Mellor-Clark, J. (2003). Bridging evidence-based practice and practice-based evidence: developing a rigorous and relevant knowledge for the psychological therapies. *Clinical Psychology & Psychotherapy*, 10(6), 319–327. <https://doi.org/10.1002/cpp.379>
- Barkham, M., Stiles, W. B., Connell, J., Twigg, E., Leach, C., Lucock, M., Mellor-Clark, J., Bower, P., King, M., Shapiro, D. A., Hardy, G. E., Greenberg, L. & Angus, L. (2008). Effects of psychological therapies in randomized trials and practice-based studies. *British Journal of Clinical Psychology*, 47(4), 397–415. <https://doi.org/10.1348/014466508X311713>
- Barkham, M., Hardy, G. E. & Mellor-Clark, John. (2010). *Developing and delivering practice-based evidence: A guide for the psychological therapies*. Wiley-Blackwell.
- Barron, F. (1953). Some test correlates of response to psychotherapy. *Journal of Consulting Psychology*, 17(4), 235–241. <https://doi.org/10.1037/h0062081>
- Beam, A. L., & Kohane, I. S. (2018). Big data and machine learning in health care. *JAMA – Journal of the American Medical Association*, 319(13), 1317–1318. <https://doi.org/10.1001/jama.2017.18391>
- Beck, E. D. & Jackson, J. J. (2021). *Personalized behavior prediction: An idiographic person-situation test*. <https://doi.org/10.31234/OSF.IO/SYHW5>
- Bennett, C. C. & Hauser, K. (2013). Artificial intelligence framework for simulating clinical decision-making: A Markov decision process approach. *Artificial Intelligence in Medicine*, 57(1), 9–19. <https://doi.org/10.1016/j.artmed.2012.12.003>
- Blackwell, S. E., Woud, M. L., Margraf, J. & Schönbrodt, F. D. (2019). Introducing the leapfrog design: A simple Bayesian adaptive rolling trial design for accelerated treatment development and optimization. *Clinical Psychological Science*, 216770261985807. <https://doi.org/10.1177/2167702619858071>
- Bohus, M. (2015). Elfenbeintürme im Treibsand oder: Was macht es so schwierig, Erkenntnisse aus der Forschung in der therapeutischen Praxis umzusetzen? *Verhaltenstherapie*, 25(2), 145–155. <https://doi.org/10.1159/000381154>
- Bohus, M., Herpertz, S. C. & Falkai, P. (2012). Modulare Psychotherapie – Rationale und Grundprinzipien. *Die Psychiatrie*, 9(2), 89–97. <https://doi.org/10.1055/s-0038-1671776>
- Brakemeier, E. L. & Herpertz, S. C. (2019). Innovative psychotherapy research: Towards an evidence-based and process-based individualized and modular psychotherapy. *Nervenarzt*, 90(11), 1125–1134. <https://doi.org/10.1007/s00115-019-00808-9>
- Bruijninks, S. J. E., Lemmens, L. H. J. M., Hollon, S. D., Peeters, F. P. M. L., Cuijpers, P., Arntz, A., Dingemans, P., Willems, L., van Oppen, P., Twisk, J. W. R., van den Boogaard, M., Spijker, J., Bosmans, J. & Huibers, M. J. H. (2020). The effects of once-versus twice-weekly sessions on psychotherapy outcomes in depressed patients. *The British Journal of Psychiatry*, 1–9. <https://doi.org/10.1192/bjp.2019.265>
- Buchkremer, G. & Klingberg, S. (2001). Was ist wissenschaftlich fundierte psychotherapie? Zur Diskussion um Leitlinien für die psychotherapieforschung. In *Nervenarzt* (Vol. 72, Issue 1, pp. 20–30). Springer. <https://doi.org/10.1007/s001150050708>
- Bzdok, D., Karrer, T. M., Habel, U. & Schneider, F. (2017). Big data approaches in psychiatry: examples in depression research. *Der Nervenarzt*, 89(8), 869–874. <https://doi.org/10.1007/s00115-017-0456-2>
- Castonguay, L. G., Barkham, M., Lutz, W. & McAleavey, A. A. (2013). Practice-oriented research: Approaches and application. In

- M. J. Lambert (Ed.), *Bergin & Garfield's handbook of psychotherapy and behavior change* (6th ed.). Wiley.
- Castonguay, L. G. & Beutler, L. E. (2006). Principles of therapeutic change: A task force on participants, relationships, and techniques factors. *Journal of Clinical Psychology*, 62(6), 631–638. <https://doi.org/10.1002/jclp.20256>
- Castonguay, L. Georges. & Muran, J. Christopher. (2016). *Practice-oriented research in psychotherapy: building partnerships between clinicians and researchers*. Routledge.
- Chekroud, A. M., Zotti, R. J., Shehzad, Z., Gueorguieva, R., Johnson, M. K., Trivedi, M. H., Cannon, T. D., Krystal, J. H. & Corlett, P. R. (2016). Cross-trial prediction of treatment outcome in depression: A machine learning approach. *The Lancet Psychiatry*, 3(3), 243–250. [https://doi.org/10.1016/S2215-0366\(15\)00471-X](https://doi.org/10.1016/S2215-0366(15)00471-X)
- Christodoulou, E., Ma, J., Collins, G. S., Steyerberg, E. W., Verbakel, J. Y. & Van Calster, B. (2019). A systematic review shows no performance benefit of machine learning over logistic regression for clinical prediction models. *Journal of Clinical Epidemiology*, 110, 12–22. <https://doi.org/10.1016/J.JCLINEPI.2019.02.004>
- Cipriani, A. & Geddes, J. (2016). Predicting treatment outcome in depression: So far, so good. *The Lancet Psychiatry*, 3(3), 192–194. [https://doi.org/10.1016/S2215-0366\(15\)00542-8](https://doi.org/10.1016/S2215-0366(15)00542-8)
- Clark, D. M. (2011). Implementing NICE guidelines for the psychological treatment of depression and anxiety disorders: The IAPT experience. *International Review of Psychiatry*, 23(4), 318–327. <https://doi.org/10.3109/09540261.2011.606803>
- Clark, D. M. (2018). Realizing the mass public benefit of evidence-based psychological therapies: The IAPT program. *Annual Review of Clinical Psychology*, 14(1), 159–183. <https://doi.org/10.1146/annurev-clinpsy-050817-084833>
- Clark, D. M., Canvin, L., Green, J., Layard, R., Pilling, S. & Janecka, M. (2018). Transparency about the outcomes of mental health services (IAPT approach): An analysis of public data. *The Lancet*, 391(10121), 679–686. [https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(17\)32133-5](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(17)32133-5)
- Cohen, Z. D. & DeRubeis, R. J. (2018). Treatment Selection in Depression. *Annual Review of Clinical Psychology*, 14, 15.1–15.28. <https://doi.org/10.1146/annurev-clinpsy-050817>
- Cohen, Z. D., Kim, T., Van, H., Dekker, J. & Driessen, E. (2017). *Individual treatment recommendations of cognitive-behavioral or psychodynamic therapy for mild to moderate adult depression*. <https://doi.org/10.17605/OSF.IO/6QXVE>
- Collins, F. S. & Varmus, H. (2015). A new initiative on precision medicine. *New England Journal of Medicine*, 372(9), 793–795. <https://doi.org/10.1056/NEJMp1500523>
- Coutanche, M. & Hallion, L. (2019). Machine learning for clinical psychology and clinical neuroscience. In A. G. C. Wright & M. N. Hallquist (Eds.), *The Cambridge handbook of research methods in clinical psychology*. Cambridge University Press.
- de Jong, K., Conijn, J. M., Gallagher, R. A. V., Reshetnikova, A. S., Heij, M. & Lutz, M. C. (2021). Using progress feedback to improve outcomes and reduce drop-out, treatment duration, and deterioration: A multilevel meta-analysis. In *Clinical Psychology Review*, 85, 102002. <https://doi.org/10.1016/j.cpr.2021.102002>
- Deisenhofer, A.-K., Delgadillo, J., Rubel, J. A., Böhnke, J. R., Zimmermann, D., Schwartz, B. & Lutz, W. (2018). Individual treatment selection for patients with posttraumatic stress disorder. *Depression and Anxiety*, 35(6), 541–550. <https://doi.org/10.1002/da.22755>
- Delgadillo, J., Appleby, S., Booth, S., Burnett, G., Carey, A., Edmeade, L., Green, S., Griffin, P., Johnson, E., Jones, R., Parker, P., Reeves-McLaren, L. & Lutz, W. (2020). The leeds risk index: Field-test of a stratified psychological treatment selection algorithm. *Psychotherapy and Psychosomatics*, 1–2. <https://doi.org/10.1159/000505193>
- Delgadillo, J., de Jong, K., Lucock, M., Lutz, W., Rubel, J., Gilbody, S., Ali, S., Aguirre, E., Appleton, M., Nevin, J., O'Hayon, H., Patel, U., Sainty, A., Spencer, P. & McMillan, D. (2018). Feedback-informed treatment versus usual psychological treatment for depression and anxiety: A multisite, open-label, cluster randomised controlled trial. *The Lancet. Psychiatry*, 5(7), 564–572. [https://doi.org/10.1016/S2215-0366\(18\)30162-7](https://doi.org/10.1016/S2215-0366(18)30162-7)
- Delgadillo, J. & Lutz, W. (2020). A development pathway towards precision mental health care. In *JAMA Psychiatry*, 77(9), 889–890. <https://doi.org/10.1001/jamapsychiatry.2020.1048>
- Delgadillo, J., Moreea, O. & Lutz, W. (2016). Different people respond differently to therapy: A demonstration using patient profiling and risk stratification. *Behaviour Research and Therapy*, 79, 15–22. <https://doi.org/10.1016/j.brat.2016.02.003>
- Delgadillo, J., Overend, K., Lucock, M., Groom, M., Kirby, N., McMillan, D., Gilbody, S., Lutz, W., Rubel, J. A. & de Jong, K. (2017). Improving the efficiency of psychological treatment using outcome feedback technology. *Behaviour Research and Therapy*, 99, 89–97. <https://doi.org/10.1016/j.brat.2017.09.011>
- Delgadillo, J., Rubel, J. & Barkham, M. (2020). Towards personalized allocation of patients to therapists. *Journal of Consulting and Clinical Psychology*. <https://doi.org/10.1037/ccp0000507>
- DeRubeis, R. J., Cohen, Z. D., Forand, N. R., Fournier, J. C., Gelfand, L. A. & Lorenzo-Luaces, L. (2014). The personalized advantage index: Translating research on prediction into individualized treatment recommendations. A demonstration. *PLOS ONE*, 9(1), e83875. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0083875>
- Donenberg, G. R., Lyons, J. S. & Howard, K. I. (1999). Clinical trials versus mental health services research: Contributions and connections. *Journal of Clinical Psychology*, 55(9), 1135–1146. [https://doi.org/10.1002/\(SICI\)1097-4679\(199909\)55:9<1135::AID-JCLP10>3.0.CO;2-O](https://doi.org/10.1002/(SICI)1097-4679(199909)55:9<1135::AID-JCLP10>3.0.CO;2-O)
- Durham, R. C., Fisher, P. L., Dow, M. G. T., Sharp, D., Power, K. G., Swan, J. S. & Morton, R. V. (2004). Cognitive behaviour therapy for good and poor prognosis generalized anxiety disorder: A clinical effectiveness study. *Clinical Psychology and Psychotherapy*, 11(3), 145–157. <https://doi.org/10.1002/cpp.405>
- Dwyer, D. B., Falkai, P. & Koutsouleris, N. (2018). Machine learning approaches for clinical psychology and psychiatry. *Annual Review of Clinical Psychology*, 14(1), 91–118. <https://doi.org/10.1146/annurev-clinpsy-032816-045037>
- Ehlers, A., Grey, N., Wild, J., Stott, R., Liness, S., Deale, A., Handley, R., Albert, I., Cullen, D., Hackmann, A., Manley, J., McManus, F., Brady, F., Salkovskis, P. & Clark, D. M. (2013). Implementation of Cognitive Therapy for PTSD in routine clinical care: Effectiveness and moderators of outcome in a consecutive sample. *Behaviour Research and Therapy*, 51(11), 742–752. <https://doi.org/10.1016/j.brat.2013.08.006>
- Elleman, L. G., McDougald, S. K., Condon, D. M. & Revelle, W. (2020). That takes the BISCUIT. *European Journal of Psychological Assessment*, 36(6), 948–958. <https://doi.org/10.1027/1015-5759/a000590>
- Elliott, H., Jones, P. J. & Schmidt, U. (2019). Central symptoms predict posttreatment outcomes and clinical impairment in anorexia nervosa: A network analysis. *Clinical Psychological Science*, 8(1), 139–154. <https://doi.org/10.1177/2167702619865958>
- Falkenstein, M. J., Nota, J. A., Kropfing, J. W., Schreck, M., Garner, L. E., Potluri, S., Van Kirk, N., Ponzini, G., Tiffet, E., Brennan, B. P., Mathes, B., Cattie, J., Crosby, J. M. & Elias, J. A. (2019). Empirically-derived response trajectories of intensive residential treatment in obsessive-compulsive disorder: A growth mixture modeling approach. *Journal of Affective Disorders*, 245, 827–833. <https://doi.org/10.1016/j.jad.2018.11.075>
- Feldmann, M., Hein, H. J., Voderholzer, U., Doerr, R., Hoff, T., Langs, G., Herzog, P., Kaiser, T., Rief, W., Riecke, J. & Brake-

- meier, E.-L. (2021). Cognitive change and relaxation as key mechanisms of treatment outcome in chronic pain: Evidence from routine care. *Frontiers in Psychiatry*, 12, 1287. <https://doi.org/10.3389/fpsy.2021.617871>
- Fisher, A. J., Bosley, H. G., Fernandez, K. C., Reeves, J. W., Soyster, P. D., Diamond, A. E. & Barkin, J. (2019). Open trial of a personalized modular treatment for mood and anxiety. *Behaviour Research and Therapy*, 116, 69–79. <https://doi.org/10.1016/j.brat.2019.01.010>
- Fisher, A. J. & Boswell, J. F. (2016). Enhancing the personalization of psychotherapy with dynamic assessment and modeling. *Assessment*, 23(4), 496–506. <https://doi.org/10.1177/1073191116638735>
- Fisher, A. J., Reeves, J. W., Lawyer, G., Medaglia, J. D. & Rubel, J. A. (2017). Exploring the idiographic dynamics of mood and anxiety via network analysis. *Journal of Abnormal Psychology*, 126(8), 1044–1056. <https://doi.org/10.1037/abn0000311>
- Fourie, D. P. (1996). The research/practice gap in psychotherapy: From discovering reality to making sense. *Journal of Contemporary Psychotherapy*, 26(1), 7–22. <https://doi.org/10.1007/BF02307702>
- Franklin, M. E., Abramowitz, J. S., Kozak, M. J., Levitt, J. T. & Foa, E. B. (2000). Effectiveness of exposure and ritual prevention for obsessive-compulsive disorder: Randomized compared with nonrandomized samples. *Journal of Consulting and Clinical Psychology*, 68(4), 594–602. <https://doi.org/10.1037/0022-006X.68.4.594>
- Freeman, Chris. & Power, M. J. (2007). *Handbook of evidence-based psychotherapies: A guide for research and practice*. Wiley.
- Gail, M. H., Wieand, S. & Piantadosi, S. (1984). Biased estimates of treatment effect in randomized experiments with nonlinear regressions and omitted covariates. *Biometrika*, 71(3), 431. <https://doi.org/10.2307/2336553>
- Gillespie, K., Duffy, M., Hackmann, A. & Clark, D. M. (2002). Community based cognitive therapy in the treatment of posttraumatic stress disorder following the Omagh bomb. *Behaviour Research and Therapy*, 40(4), 345–357. [https://doi.org/10.1016/s0005-7967\(02\)00004-9](https://doi.org/10.1016/s0005-7967(02)00004-9)
- Goldfried, M. R. (2010). The future of psychotherapy integration: Closing the gap between research and practice. *Journal of Psychotherapy Integration*, 20(4), 386–396. <https://doi.org/10.1037/a0022036>
- Goldfried, M. R. (2019). Obtaining consensus in psychotherapy: What holds us back? *American Psychologist*, 74(4), 484–496. <https://doi.org/10.1037/amp0000365>
- Goldfried, R., Newman, G., Castonguay, G. & Fuertes, N. (2015). Closing the gap between research and practice: The two-way bridge initiative. *Psychotherapy Bulletin*, 50(1). https://nswworks.nova.edu/cps_facarticles/1514
- Grant, N., Hotopf, M., Breen, G., Cleare, A., Grey, N., Heggul, N., King, S., Moran, P., Pariente, C. M., Wingrove, J., Young, A. H. & Tylee, A. (2014). Predicting outcome following psychological therapy in IAPT (PROMPT): A naturalistic project protocol. *BMC Psychiatry*, 14(1), 170. <https://doi.org/10.1186/1471-244X-14-170>
- Gurwitz, D. (2004). Personalized medicine in psychiatry. *Personalized Medicine*, 1(1), 15–18. <https://doi.org/10.1517/17410541.1.1.15>
- Gyani, A., Shafraan, R., Layard, R. & Clark, D. M. (2013). Enhancing recovery rates: Lessons from year one of IAPT. *Behaviour Research and Therapy*, 51(9), 597–606. <https://doi.org/10.1016/j.brat.2013.06.004>
- Hahlweg, K., Fiegenbaum, W., Frank, M., Schroeder, B. & von Witzleben, I. (2001). Short- and long-term effectiveness of an empirically supported treatment for agoraphobia. *Journal of Consulting and Clinical Psychology*, 69(3), 375–382. <https://doi.org/10.1037//0022-006x.69.3.375>
- Hannan, C., Lambert, M. J., Harmon, C., Nielsen, S. L., Smart, D. W., Shimokawa, K. & Sutton, S. W. (2005). A lab test and algorithms for identifying clients at risk for treatment failure. *Journal of Clinical Psychology*, 61(2), 155–163. <https://doi.org/10.1002/jclp.20108>
- Hannöver, W., Richard, M., Hansen, N. B., Martinovich, Z. & Kordy, H. (2002). A classification tree model for decision-making in clinical practice: An application based on the data of the german multicenter study on eating disorders, project tr-eat. *Psychotherapy Research*, 12(4), 445–461. <https://doi.org/10.1080/713664470>
- Harmon, C., Hawkins, E. J., Lambert, M. J., Slade, K. & Whipple, J. S. (2005). Improving outcomes for poorly responding clients: The use of clinical support tools and feedback to clients. *Journal of Clinical Psychology*, 61(2), 175–185. <https://doi.org/10.1002/jclp.20109>
- Harrell, F. (2015). *Regression Modeling Strategies – With Applications to Linear Models, Logistic and Ordinal Regression, and Survival Analysis*. Springer International Publishing.
- Hatfield, D., McCullough, L., Frantz, S. H. B. & Krieger, K. (2010). Do we know when our clients get worse? An investigation of therapists' ability to detect negative client change. *Clinical Psychology and Psychotherapy*, 17(1), 25–32.
- Hauck, W. W., Anderson, S. & Marcus, S. M. (1998). Should we adjust for covariates in nonlinear regression analyses of randomized trials? *Controlled Clinical Trials*, 19(3), 249–256. [https://doi.org/10.1016/S0197-2456\(97\)00147-5](https://doi.org/10.1016/S0197-2456(97)00147-5)
- Hernández, A. V., Eijkemans, M. J. C. & Steyerberg, E. W. (2006). Randomized controlled trials with time-to-event outcomes: How much does prespecified covariate adjustment increase power? *Annals of Epidemiology*, 16(1), 41–48. <https://doi.org/10.1016/j.annepidem.2005.09.007>
- Hernández, A. V., Steyerberg, E. W. & Habbema, J. D. F. (2004). Covariate adjustment in randomized controlled trials with dichotomous outcomes increases statistical power and reduces sample size requirements. *Journal of Clinical Epidemiology*, 57(5), 454–460. <https://doi.org/10.1016/j.jclinepi.2003.09.014>
- Herzog, P., Barth, C., Rief, W., Brakemeier, E.-L., & Kube, T. (2022). How expectations shape the formation of intrusive memories: An experimental study using the trauma film paradigm. *Cognitive Therapy and Research*, 1–18. <https://doi.org/10.1007/s10608-022-10290-4>
- Herzog, P., Feldmann, M., Kube, T., Langs, G., Gärtner, T., Rauh, E., ... Brakemeier, E.-L. (2022). Inpatient psychotherapy for depression in a large routine clinical care sample: A Bayesian approach to examining clinical outcomes and predictors of change. *Journal of Affective Disorders*, 305, 133–143. <https://doi.org/10.1016/j.jad.2022.02.057>
- Herzog, P., Feldmann, M., Voderholzer, U., Gärtner, T., Armbrust, M., Rauh, E., Doerr, R., Rief, W. & Brakemeier, E. L. (2020). Drawing the borderline: Predicting treatment outcomes in patients with borderline personality disorder. *Behaviour Research and Therapy*, 133. <https://doi.org/10.1016/j.brat.2020.103692>
- Herzog, P., & Kaiser, T. (2022). Is it worth it to personalize the treatment of PTSD? – A variance-ratio meta-analysis and estimation of treatment effect heterogeneity in RCTs of PTSD. *Journal of Anxiety Disorders*, 102611. <https://doi.org/10.1016/j.janxdis.2022.102611>
- Herzog, P., Kaiser, T., Rief, W., Brakemeier, E.-L., & Kube, T. (2022). Assessing dysfunctional expectations in posttraumatic stress disorder: Development and validation of the Posttraumatic Expectations Scale (PTES): Assessment. <https://doi.org/10.1177/10731911221089038>

- Herzog, P., Lauff, S., Rief, W. & Brakemeier, E. (2019). Assessing the unwanted: A systematic review of instruments used to assess negative effects of psychotherapy. *Brain and Behavior*, 9(12). <https://doi.org/10.1002/brb3.1447>
- Herzog, P., Osen, B., Stierle, C., Middendorf, T., Voderholzer, U., Koch, S., Feldmann, M., Rief, W. & Brakemeier, E.-L. (2021). Determining prognostic variables of treatment outcome in obsessive-compulsive disorder: Effectiveness and its predictors in routine clinical care. *European Archives of Psychiatry and Clinical Neuroscience*, 1–14. <https://doi.org/10.1007/s00406-021-01284-6>
- Herzog, P., Voderholzer, U., Gärtner, T., Osen, B., Svitak, M., Doerr, R., Rolving-Dijkstra, M., Feldmann, M., Rief, W. & Brakemeier, E. L. (2020). Predictors of outcome during inpatient psychotherapy for posttraumatic stress disorder: A single-treatment, multi-site, practice-based study. *Psychotherapy Research*. <https://doi.org/10.1080/10503307.2020.1802081>
- Heyvaert, M. & Onghena, P. (2014). Randomization tests for single-case experiments: State of the art, state of the science, and state of the application. *Journal of Contextual Behavioral Science*, 3(1), 51–64. <https://doi.org/10.1016/j.jcbs.2013.10.002>
- Hilbert, K., & Lueken, U. (2020). Prädiktive Analytik aus der Perspektive der Klinischen Psychologie und Psychotherapie. *Verhaltenstherapie*, 30(1), 8–17. <https://doi.org/10.1159/000505302>
- Hill, C. E., Nutt-Williams, E., Heaton, K. J., Thompson, B. J. & Rhodes, R. H. (1996). Therapist retrospective recall of impasses in long-term psychotherapy: A qualitative analysis. *Journal of Counseling Psychology*, 43(2), 207–217. <https://doi.org/10.1037/0022-0167.43.2.207>
- Hill, C. E., Thompson, B. J., Cogar, M. C. & Denman, D. W. (1993). Beneath the surface of long-term therapy: Therapist and client report of their own and each other's covert processes. *Journal of Counseling Psychology*, 40(3), 278–287. <https://doi.org/10.1037/0022-0167.40.3.278>
- Hiller, W., Schindler, A., Andor, T. & Rist, F. (2011). Vorschläge zur Evaluation regulärer Psychotherapien an Hochschulambulanzen im Sinne der Phase-IV-Therapieforschung. *Zeitschrift für Klinische Psychologie und Psychotherapie*, 40(1), 22–32. <https://doi.org/10.1026/1616-3443/a000063>
- Højfød, R. S., Mittner, M., Lillevoll, K., Katla, S. K., Kolstrup, N., Eisemann, M., Friborg, O. & Waterloo, K. (2015). Predictors of response to web-based cognitive behavioral therapy with high-intensity face-to-face therapist guidance for depression: A Bayesian analysis. *Journal of Medical Internet Research*, 17(9), e197. <https://doi.org/10.2196/jmir.4351>
- Holmes, E. A., Ghaderi, A., Harmer, C. J., Ramchandani, P. G., Cuijpers, P., Morrison, A. P., Roiser, J. P., Bockting, C. L. H., O'Connor, R. C., Shafran, R., Moulds, M. L. & Craske, M. G. (2018). The Lancet Psychiatry Commission on psychological treatments research in tomorrow's science. *The Lancet Psychiatry*, 5(3), 237–286. [https://doi.org/10.1016/S2215-0366\(17\)30513-8](https://doi.org/10.1016/S2215-0366(17)30513-8)
- Holmqvist, R., Phillips, B. & Barkham, M. (2015). Developing practice-based evidence: Benefits, challenges, and tensions. *Psychotherapy Research*, 25(1), 20–31. <https://doi.org/10.1080/10503307.2013.861093>
- Howard, K. I., Moras, K., Brill, P. L., Martinovich, Z. & Lutz, W. (1996). Evaluation of psychotherapy. Efficacy, effectiveness, and patient progress. *The American Psychologist*, 51(10), 1059–1064. <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/8870542>
- Hoyer, J., Velten, J., Benecke, C., Berking, M., Heinrichs, N., In-Albon, T., Lincoln, T., Lutz, W., Schlarb, A., Schöttke, H., Willutzki, U. & Margraf, J. (2015). Koordination der Forschung an Hochschulambulanzen für Psychotherapie: Status quo und Agenda. *Zeitschrift für Klinische Psychologie und Psychotherapie*, 44(2), 80–87. <https://doi.org/10.1026/1616-3443/a000308>
- Huibers, M. J. H., Cohen, Z. D., Lemmens, L. H. J. M., Arntz, A., Peeters, F. P. M. L., Cuijpers, P. & DeRubeis, R. J. (2015). Predicting optimal outcomes in cognitive therapy or interpersonal psychotherapy for depressed individuals using the personalized advantage index approach. *PLOS ONE*, 10(11), e0140771. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0140771>
- Hunsley, J. & Lee, C. M. (2007). Research-informed benchmarks for psychological treatments: Efficacy studies, effectiveness studies, and beyond. In *Professional Psychology: Research and Practice*, 38(1), 21–33. <https://doi.org/10.1037/0735-7028.38.1.21>
- Husen, K., Rafaeli, E., Rubel, J. A., Bar-Kalifa, E. & Lutz, W. (2016). Daily affect dynamics predict early response in CBT: Feasibility and predictive validity of EMA for outpatient psychotherapy. *Journal of Affective Disorders*, 206, 305–314. <https://doi.org/10.1016/j.jad.2016.08.025>
- Huys, Q. J. M. (2017). Computational Psychiatry. *Zeitschrift für Psychiatrie, Psychologie und Psychotherapie*, 65(1), 21–26. <https://doi.org/10.1024/1661-4747/a000297>
- Huys, Q. J. M., Maia, T. V & Frank, M. J. (2016). Computational psychiatry as a bridge from neuroscience to clinical applications. *Nature Neuroscience*, 19(3), 404–413. <https://doi.org/10.1038/nn.4238>
- In-Albon, T., Christiansen, H., Imort, S., Krause, K., Schlarb, A., Schneider, S., Schwarz, D., Weber, L. & Velten, J. (2019). Forschungsnetzwerk KODAP: Pilotdaten zur Inanspruchnahmepopulation universitärer Psychotherapie-Ambulanzen für Kinder und Jugendliche. *Zeitschrift für Klinische Psychologie und Psychotherapie*, 48(1), 40–50. <https://doi.org/10.1026/1616-3443/a000528>
- Iniesta, R., Malki, K., Maier, W., Rietschel, M., Mors, O., Hauser, J., Henigsberg, N., Dernovsek, M. Z., Souery, D., Stahl, D., Dobson, R., Aitchison, K. J., Farmer, A., Lewis, C. M., McGuffin, P. & Uher, R. (2016). Combining clinical variables to optimize prediction of antidepressant treatment outcomes. *Journal of Psychiatric Research*, 78, 94–102. <https://doi.org/10.1016/j.jpsychires.2016.03.016>
- Jensen-Doss, A. & Hawley, K. M. (2010). Understanding barriers to evidence-based assessment: Clinician attitudes toward standardized assessment tools. *Journal of Clinical Child and Adolescent Psychology*, 39(6), 885–896. <https://doi.org/10.1080/15374416.2010.517169>
- Kaiser, T., Butter, B., Arzt, S., Pannicke, B., Reichenberger, J., Ginzinger, S. & Blechert, J. (2021). Time-lagged prediction of food craving with qualitative distinct predictor types: An application of BISCWIT. *Frontiers in Digital Health*, 3, 123. <https://doi.org/10.3389/fdgth.2021.694233>
- Kaiser, T., Herzog, P., Voderholzer, U. & Brakemeier, E. (2021). Unraveling the comorbidity of depression and anxiety in a large inpatient sample: Network analysis to examine bridge symptoms. *Depression and Anxiety*, 38(3), 307–317. <https://doi.org/10.1002/da.23136>
- Kaiser, T., Herzog, P., Voderholzer, U. & Brakemeier, E.-L. (2022). Out of sight, out of mind? High discrepancy between observer- and patient-reported outcome after routine inpatient treatment for depression. *Journal of Affective Disorders*, 300, 322–325. <https://doi.org/10.1016/j.jad.2022.01.019>
- Kaiser, T., Volkmann, C., Volkmann, A., Karyotaki, E., Cuijpers, P., & Brakemeier, E.-L. (2022). Heterogeneity of treatment effects in trials on psychotherapy of depression. *Clinical Psychology: Science and Practice*. <https://doi.org/10.1037/cps0000079>
- Kappelmann, N., Müller-Myhsok, B. & Kopf-Beck, J. (2021). Adapting the randomised controlled trial (RCT) for precision medicine: introducing the nested-precision RCT (npRCT). *Trials*, 22(1), 13. <https://doi.org/10.1186/s13063-020-04965-0>

- Kazdin, A. E. (2019). Single-case experimental designs. Evaluating interventions in research and clinical practice. *Behaviour Research and Therapy*, 117, 3–17. <https://doi.org/10.1016/j.brat.2018.11.015>
- Keefe, J. R., Kim, T. T., DeRubeis, R. J., Streiner, D. L., Links, P. S. & McMain, S. F. (2020). Treatment selection in borderline personality disorder between dialectical behavior therapy and psychodynamic psychiatric management. *Psychological Medicine*, 1–9. <https://doi.org/10.1017/S0033291720000550>
- Kegel, A. F. & Flückiger, C. (2015). Predicting psychotherapy dropouts: A multilevel approach. *Clinical Psychology & Psychotherapy*, 22(5), 377–386. <https://doi.org/10.1002/cpp.1899>
- Krampen, G., Schui, G. & Hütter, J. W. (2008). Evidenzbasierte Psychotherapie und Therapie-ressourcen. Ein Erweitertes 4-phasen-prüfmodell und Seine Anwendung auf die Klinisch-psychologische Fachliteratur aus dem Deutschsprachigen Bereich. *Zeitschrift für Klinische Psychologie und Psychotherapie*, 37(1), 43–51. <https://doi.org/10.1026/1616-3443.37.1.43>
- Kratochwill, T. R. & Levin, J. R. (2010). Enhancing the scientific credibility of single-case intervention research: Randomization to the rescue. *Psychological Methods*, 15(2), 124–144. <https://doi.org/10.1037/a0017736>
- Kültz, A. K., Hassenpflug, K., Riemann, D., Linster, H. W., Dornberg, M. & Voderholzer, U. (2010). Ambulante psychotherapeutische Versorgung bei Zwangserkrankungen: Ergebnisse einer anonymen Therapeutenbefragung. *PPmP Psychotherapie Psychosomatik Medizinische Psychologie*, 60(6), 194–201. <https://doi.org/10.1055/s-0029-1202837>
- Lambert, M. J. (2017). Maximizing psychotherapy outcome beyond evidence-based medicine. *Psychotherapy and Psychosomatics*, 86(2), 80–89. <https://doi.org/10.1159/000455170>
- Lambert, M. J., Hansen, N. B. & Finch, A. E. (2001a). Patient-focused research: Using patient outcome data to enhance treatment effects. *Journal of Consulting and Clinical Psychology*, 69(2), 159–172. <https://doi.org/10.1037/0022-006X.69.2.159>
- Lambert, M. J., Hansen, N. B. & Finch, A. E. (2001b). Patient-focused research: Using patient outcome data to enhance treatment effects. *Journal of Consulting and Clinical Psychology*, 69(2), 159–172. <https://doi.org/10.1037/0022-006X.69.2.159>
- Lambert, M. J. & Harmon, K. L. (2018). The merits of implementing routine outcome monitoring in clinical practice. *Clinical Psychology: Science and Practice*, 25(4), e12268. <https://doi.org/10.1111/cpsp.12268>
- Lambert, M. J. & Shimokawa, K. (2011). Collecting client feedback. *Psychotherapy*, 48(1), 72–79. <https://doi.org/10.1037/a0022238>
- Lambert, M. J., Whipple, J. L. & Kleinstäuber, M. (2018). Collecting and delivering progress feedback: A meta-analysis of routine outcome monitoring. *Psychotherapy*, 55(4), 520–537. <https://doi.org/10.1037/pst0000167>
- Lichtenberg, J. M. & Şimşek, Ö. (2016). Simple regression models. *Proceedings of Machine Learning Research*, 58, 13–25.
- Lilienfeld, S. O. (2007). Psychological treatments that cause harm. *Perspectives on Psychological Science*, 2(1), 53–70. <https://doi.org/10.1111/j.1745-6916.2007.00029.x>
- Lilienfeld, S. O. (2013). Closing the science-practice gap. *APS Observer*, 26(3).
- Lilienfeld, S. O., Ritschel, L. A., Lynn, S. J., Cautin, R. L. & Lutzman, R. D. (2013). Why many clinical psychologists are resistant to evidence-based practice: Root causes and constructive remedies. In *Clinical Psychology Review*, 33(7), 883–900. <https://doi.org/10.1016/j.cpr.2012.09.008>
- Lincoln, T. M., Rief, W., Hahlweg, K., Frank, M., Von Witzleben, I., Schroeder, B. & Fiegenbaum, W. (2003). Effectiveness of an empirically supported treatment for social phobia in the field. *Behaviour Research and Therapy*, 41(11), 1251–1269. [https://doi.org/10.1016/S0005-7967\(03\)00038-X](https://doi.org/10.1016/S0005-7967(03)00038-X)
- Lorenzo-Luaces, L., Peipert, A., de Jesús Romero, R., Rutter, L. A. & Rodríguez-Quintana, N. (2021). Personalized medicine and cognitive behavioral therapies for depression: Small effects, big problems, and bigger data. In *International Journal of Cognitive Therapy*, 14(1), 59–85. <https://doi.org/10.1007/s41811-020-00094-3>
- Lueger, R. J. (2002). Practice-informed research and research-informed psychotherapy. *Journal of Clinical Psychology*, 58(10), 1265–1276. <https://doi.org/10.1002/jclp.10110>
- Luijken, K., Groenwold, R. H. H., van Calster, B., Steyerberg, E. W. & Smeden, M. (2019). Impact of predictor measurement heterogeneity across settings on the performance of prediction models: A measurement error perspective. *Statistics in Medicine*, 38(18), 3444–3459. <https://doi.org/10.1002/sim.8183>
- Lutz, W., Deisenhofer, A.-K., Rubel, J., Bennemann, B., Giesemann, J., Poster, K., & Schwartz, B. (2022). Prospective evaluation of a clinical decision support system in psychological therapy. *Journal of Consulting and Clinical Psychology*, 90(1), 90–106. <https://doi.org/10.1037/ccp0000642>
- Lutz, W., De Jong, K. & Rubel, J. (2015). Patient-focused and feedback research in psychotherapy: Where are we and where do we want to go? *Psychotherapy Research*, 25(6), 625–632. <https://doi.org/10.1080/10503307.2015.1079661>
- Lutz, W., Leach, C., Barkham, M., Luccock, M., Stiles, W. B., Evans, C., Noble, R. & Iveson, S. (2005). Predicting change for individual psychotherapy clients on the basis of their nearest neighbors. *Journal of Consulting and Clinical Psychology*, 73(5), 904–913. <https://doi.org/10.1037/0022-006X.73.5.904>
- Lutz, W., Neu, R. & Rubel, J. (2019). *Evaluation und Effekterfassung in der Psychotherapie. Standards der Psychotherapie*. Hogrefe.
- Lutz, W., Rubel, J. A., Schwartz, B., Schilling, V. & Deisenhofer, A. K. (2019). Towards integrating personalized feedback research into clinical practice: Development of the Trier Treatment Navigator (TTN). *Behaviour Research and Therapy*, 120, 103438. <https://doi.org/10.1016/j.brat.2019.103438>
- Lutz, W., Saunders, S. M., Leon, S. C., Martinovich, Z., Kosfelder, J., Schulte, D., ... Tholen, S. (2006). Empirically and clinically useful decision making in psychotherapy: Differential predictions with treatment response models. *Psychological Assessment*, 18(2), 133–141. <https://doi.org/10.1037/1040-3590.18.2.133>
- Lutz, W., Schiefele, A. K., Wucherpfennig, F., Rubel, J. & Stulz, N. (2016). Clinical effectiveness of cognitive behavioral therapy for depression in routine care: A propensity score based comparison between randomized controlled trials and clinical practice. *Journal of Affective Disorders*, 189, 150–158. <https://doi.org/10.1016/j.jad.2015.08.072>
- Lutz, W., Schwartz, B., Hofmann, S. G., Fisher, A. J., Husen, K. & Rubel, J. A. (2018). Using network analysis for the prediction of treatment dropout in patients with mood and anxiety disorders: A methodological proof-of-concept study. *Scientific Reports*, 8(1). <https://doi.org/10.1038/s41598-018-25953-0>
- Margraf, J., Hoyer, J., Fydrich, T., In-Albon, T., Lincoln, T., Lutz, W., Schlarb, A., Schöttke, H., Willutzki, U. & Velten, J. (2021). The cooperative revolution reaches clinical psychology and psychotherapy: An example from Germany. *Clinical Psychology in Europe*, 3(1), 1–29. <https://doi.org/10.32872/cpe.4459>
- Meinlschmidt, G., Tegethoff, M., Belardi, A., Stalujanis, E., Oh, M., Jung, E. K., Kim, H.-C., Yoo, S.-S. & Lee, J.-H. (2019). Personalized prediction of smartphone-based psychotherapeutic micro-intervention success using machine learning. *Journal of Affective Disorders*, 264, 430–437. <https://doi.org/10.1016/j.jad.2019.11.071>
- Merrill, K. A., Tolbert, V. E. & Wade, W. A. (2003). Effectiveness of cognitive therapy for depression in a community mental health center: A benchmarking study. *Journal of Consulting and Clinical Psychology*, 71(1), 10–18. <https://doi.org/10.1037/0022-006X.71.1.10>

- cal Psychology*, 71(2), 404–409. <https://doi.org/10.1037/0022-006x.71.2.404>
- Metzler, P. & Krause, B. (1997). Methodischer Standard bei Studien zur Therapieevaluation. *Methods of Psychological Research Online*, 2(1), 55–67.
- Minami, T., Wampold, B. E., Serlin, R. C., Kircher, J. C. & Brown, G. S. (Jeb). (2007). Benchmarks for psychotherapy efficacy in adult major depression. *Journal of Consulting and Clinical Psychology*, 75(2), 232–243. <https://doi.org/10.1037/0022-006X.75.2.232>
- Mintz, J., Drake, R. E. & Crits-Christoph, P. (1996). Efficacy and effectiveness of psychotherapy: Two paradigms, one science. *American Psychologist*, 51(10), 1084–1085. <https://doi.org/10.1037/0003-066x.51.10.1084>
- Moons, K. G. M., Altman, D. G., Reitsma, J. B., Ioannidis, J. P. A., Macaskill, P., Steyerberg, E. W., Vickers, A. J., Ransohoff, D. F. & Collins, G. S. (2015). Transparent reporting of a multivariable prediction model for individual prognosis or diagnosis (TRIPOD): Explanation and elaboration. *Annals of Internal Medicine*, 162(1), W1–W73. <https://doi.org/10.7326/M14-0698>
- Morley, S. (2018). *Single-case methods in clinical psychology – A practical guide*. Routledge.
- Moutoussis, M., Shahar, N., Hauser, T. U. & Dolan, R. J. (2018). Computation in psychotherapy, or how computational psychiatry can aid learning-based psychological therapies. *Computational Psychiatry (Cambridge, Mass.)*, 2, 50–73. https://doi.org/10.1162/CPSY_a_00014
- Mueller, S., & Pearl, J. (2022). *Personalized decision making – A conceptual introduction*.
- Murphy, K. P. (2012). *Machine learning: A probabilistic perspective*. MIT Press.
- Myin-Germeys, I., & Kuppens, P. (2022). *The open handbook of experience sampling methodology: A step-by-step guide to designing, conducting, and analyzing ESM studies* (2nd ed.). Leuven: Center for Research on Experience Sampling and Ambulatory Methods Leuven.
- Pocock, S. J., Assmann, S. E., Enos, L. E. & Kasten, L. E. (2002). Subgroup analysis, covariate adjustment and baseline comparisons in clinical trial reporting: Current practice and problems. *Statistics in Medicine*, 21(19), 2917–2930. <https://doi.org/10.1002/sim.1296>
- Radhakrishnan, M., Hammond, G., Jones, P. B., Watson, A., McMillan-Shields, F. & Lafortune, L. (2013). Cost of Improving Access to Psychological Therapies (IAPT) programme: An analysis of cost of session, treatment and recovery in selected Primary Care Trusts in the East of England region. *Behaviour Research and Therapy*, 51(1), 37–45. <https://doi.org/10.1016/j.brat.2012.10.001>
- Regan, A. M. & Hill, C. E. (1992). Investigation of what clients and counselors do not say in brief therapy. *Journal of Counseling Psychology*, 39(2), 168–174. <https://doi.org/10.1037/0022-0167.39.2.168>
- Rhodes, R. H., Hill, C. E., Thompson, B. J. & Elliott, R. (1994). Client retrospective recall of resolved and unresolved misunderstanding events. *Journal of Counseling Psychology*, 41(4), 473–483. <https://doi.org/10.1037/0022-0167.41.4.473>
- Riley, R. D., van der Windt, D., Croft, P. & Moons, K. G. M. (2019). *Prognosis Research in Health Care*. <https://doi.org/10.1093/med/9780198796619.001.0001>
- Robinaugh, D. J., Hoekstra, R. H. A., Toner, E. R. & Borsboom, D. (2019). The network approach to psychopathology: A review of the literature 2008–2018 and an agenda for future research. *Psychological Medicine*, 1–14. <https://doi.org/10.1017/S0033291719003404>
- Robinson, L. D. & Jewell, N. P. (1991). Some surprising results about covariate adjustment in logistic regression models. *International Statistical Review / Revue Internationale de Statistique*, 59(2), 227. <https://doi.org/10.2307/1403444>
- Robinson, L., Kellett, S. & Delgado, J. (2020). Dose-response patterns in low and high intensity cognitive behavioral therapy for common mental health problems. *Depression and Anxiety*, da.22999. <https://doi.org/10.1002/da.22999>
- Roth, C., Siegl, J., Aufdermauer, N. & Reinecker, H. (2004). Therapie von Angst- und Zwangspatienten in der verhaltenstherapeutischen Praxis. *Verhaltenstherapie*, 14(1), 16–21. <https://doi.org/10.1159/000078027>
- Rubel, J. A., Fisher, A. J., Husen, K. & Lutz, W. (2018). Translating person-specific network models into personalized treatments: Development and Demonstration of the Dynamic Assessment Treatment Algorithm for Individual Networks (DATA-IN). *Psychotherapy and Psychosomatics*, 87(4), 249–251. <https://doi.org/10.1159/000487769>
- Rubel, J. A., Zilcha-Mano, S., Giesemann, J., Prinz, J. & Lutz, W. (2019). Predicting personalized process-outcome associations in psychotherapy using machine learning approaches: A demonstration. *Journal of the Society for Psychotherapy Research*, 1–10. <https://doi.org/10.1080/10503307.2019.1597994>
- Rubel, J. A., Zimmermann, D., Deisenhofer, A. K., Müller, V. & Lutz, W. (2017). Nutzung von psychometrischem Feedback als empirische Unterstützung des Supervisionsprozesses bei Ausbildungstherapien. *Zeitschrift für Klinische Psychologie und Psychotherapie*, 46(2), 83–95. <https://doi.org/10.1026/1616-3443/a000413>
- Rubel, J., Ehrlich, T. & Lutz, W. (2015). Feedback-Ansätze in der Psychotherapie. *PiD – Psychotherapie Im Dialog*, 16(4), 30–34. <https://doi.org/10.1055/s-0041-105247>
- Scheeres, K., Wensing, M., Knoop, H. & Bleijenberg, G. (2008). Implementing cognitive behavioral therapy for chronic fatigue syndrome in a mental health center: A benchmarking evaluation. *Journal of Consulting and Clinical Psychology*, 76(1), 163–171. <https://doi.org/10.1037/0022-006X.76.1.163>
- Schemer, L., Vlaeyen, J. W. S., Doerr, J. M., Skoluda, N., Nater, U. M., Rief, W., & Glombiewski, J. A. (2018). Treatment processes during exposure and cognitive-behavioral therapy for chronic back pain: A single-case experimental design with multiple baselines. *Behaviour Research and Therapy*, 108, 58–67. <https://doi.org/10.1016/j.brat.2018.07.002>
- Schindler, A. C., Hiller, W. & Witthöft, M. (2011). Benchmarking of cognitive-behavioral therapy for depression in efficacy and effectiveness studies: How do exclusion criteria affect treatment outcome? *Psychotherapy Research*, 21(6), 644–657. <https://doi.org/10.1080/10503307.2011.602750>
- Schnurr, P. P., Chard, K. M., Ruzek, J. I., Chow, B. K., Resick, P. A., Foa, E. B., ... Shih, M.-C. (2022). Comparison of prolonged exposure vs cognitive processing therapy for treatment of post-traumatic stress disorder among US veterans. *JAMA Network Open*, 5(1), e2136921. <https://doi.org/10.1001/jamanetworkopen.2021.36921>
- Schwartz, B., Cohen, Z. D., Rubel, J. A., Zimmermann, D., Wittmann, W. & Lutz, W. (2021). Personalized treatment selection in routine care: Integrating machine learning and statistical algorithms to recommend cognitive behavioral or psychodynamic therapy. *Psychotherapy Research*, 31(1), 33–51. <https://doi.org/10.1080/10503307.2020.1769219>
- Schwartz, R. A., Chambless, D. L., Barber, J. P. & Milrod, B. (2021). Testing clinical intuitions about barriers to improvement in cognitive-behavioral therapy for panic disorder. *Behavior Therapy*, 52(4), 956–969. <https://doi.org/10.1016/j.beth.2020.12.004>
- Schwarzmeier, H., Leehr, E. J., Böhnlein, J., Seeger, F. R., Roesmann, K., Gathmann, B., Herrmann, M. J., Siminski, N., Junghöfer, M., Straube, T., Grotegerd, D. & Dannlowski, U. (2019). Theranostic markers for personalized therapy of spider phobia:

- Methods of a bicentric external cross-validation machine learning approach. *International Journal of Methods in Psychiatric Research*, e1812. <https://doi.org/10.1002/mpr.1812>
- Seligman, M. E. P. (1995). The effectiveness of psychotherapy: The Consumer Reports study. *American Psychologist*, 50(12), 965–974. <https://doi.org/10.1037//0003-066x.50.12.965>
- Shadish, W. R., Matt, G. E., Navarro, A. M., Siegle, G., Crits-Christoph, P., Hazelrigg, M. D., Jorm, A. F., Lyons, L. C., Nietzel, M. T., Prout, H. T., Robinson, L., Smith, M. L., Svartberg, M. & Weiss, B. (1997). Evidence that therapy works in clinically representative conditions. *Journal of Consulting and Clinical Psychology*, 65(3), 355–365.
- Shimokawa, K., Lambert, M. J. & Smart, D. W. (2010). Enhancing treatment outcome of patients at risk of treatment failure: Meta-analytic and mega-analytic review of a psychotherapy quality assurance system. *Journal of Consulting and Clinical Psychology*, 78(3), 298–311. <https://doi.org/10.1037/a0019247>
- Simon, G. E. & Perlis, R. H. (2010). Personalized medicine for depression: Can we match patients with treatments? *The American Journal of Psychiatry*, 167(12), 1445–1455. <https://doi.org/10.1176/appi.ajp.2010.09111680>
- Simon, W., Lambert, M. J., Harris, M. W., Busath, G. & Vazquez, A. (2012). Providing patient progress information and clinical support tools to therapists: Effects on patients at risk of treatment failure. *Psychotherapy Research*, 22(6), 638–647. <https://doi.org/10.1080/10503307.2012.698918>
- Sobell, L. C. (1996). Bridging the gap between scientists and practitioners: The challenge before us. *Behavior Therapy*, 27(3), 297–320. [https://doi.org/10.1016/S0005-7894\(96\)80019-0](https://doi.org/10.1016/S0005-7894(96)80019-0)
- Stephan, K. E., Siemerker, J., Bischof, M. & Haker, H. (2017). Hat Computational Psychiatry Relevanz für die klinische Praxis der Psychiatrie? *Zeitschrift Für Psychiatrie, Psychologie und Psychotherapie*, 65(1), 9–19. <https://doi.org/10.1024/1661-4747/a000296>
- Steyerberg, E. W. (2019). *Clinical Prediction Models* (2nd edition). Springer International Publishing.
- Stiles, W. B., Barkham, M., Mellor-Clark, J. & Connell, J. (2008). Effectiveness of cognitive-behavioural, person-centred, and psychodynamic therapies in UK primary-care routine practice: Replication in a larger sample. *Psychological Medicine*, 38(5), 677–688. <https://doi.org/10.1017/S0033291707001511>
- Tate, R. L., Perdices, M., Rosenkoetter, U., Shadish, W., Vohra, S., Barlow, D. H., Horner, R., Kazdin, A., Kratochwill, T., McDonald, S., Sampson, M., Shamseer, L., Togher, L., Albin, R., Backman, C., Douglas, J., Evans, J. J., Gast, D., Manolov, R., ... Wilson, B. (2016). The single-case reporting guideline in BEhavioural interventions (SCRIBE) 2016 Statement. *Physical Therapy*, 96(7), e1–e10. <https://doi.org/10.2522/ptj.2016.96.7.e1>
- Tate, R. L., Perdices, M., Rosenkoetter, U., Wakim, D., Godbee, K., Togher, L. & McDonald, S. (2013). Revision of a method quality rating scale for single-case experimental designs and n-of-1 trials: The 15-item Risk of Bias in N-of-1 Trials (RoBiNT) Scale. *Neuropsychological Rehabilitation*, 23(5), 619–638. <https://doi.org/10.1080/09602011.2013.824383>
- Teachman, B. A., Drabick, D. A. G., Hershenberg, R., Vivian, D., Wolfe, B. E. & Goldfried, M. R. (2012). Bridging the gap between clinical research and clinical practice: Introduction to the special section. *Psychotherapy*, 49(2), 97–100. <https://doi.org/10.1037/a0027346>
- van Bronswijk, S. C., DeRubeis, R. J., Lemmens, L. H. J. M., Peeters, F. P. M. L., Keefe, J. R., Cohen, Z. D. & Huibers, M. J. H. (2019). Precision medicine for long-term depression outcomes using the Personalized Advantage Index approach: cognitive therapy or interpersonal psychotherapy? *Psychological Medicine, November*, 1–11. <https://doi.org/10.1017/s0033291719003192>
- Velten, J., Bräscher, A. K., Fehm, L., Fladung, A. K., Fydrich, T., Heider, J., Hentschel, S., Limberg-Thiesen, A., Lutz, W., Margraf, J., Schöttke, H., Witthöft, M. & Hoyer, J. (2018). Behandlungsdiagnosen in universitären Ambulanzen für psychologische Psychotherapie im Jahr 2016 – Ergebnisse einer Machbarkeitsstudie zum KODAP-Projekt. *Zeitschrift für Klinische Psychologie und Psychotherapie*, 47(3), 175–185. <https://doi.org/10.1026/1616-3443/a000490>
- Velten, J., Margraf, J., Benecke, C., Berking, M., In-Albon, T., Lincoln, T., Lutz, W., Schlarb, A., Schöttke, H., Willutzki, U. & Hoyer, J. (2017). Methodenpapier zur Koordination der Datenerhebung und -auswertung an Hochschul- und Ausbildungsambulanzen für Psychotherapie (KODAP). *Zeitschrift für Klinische Psychologie und Psychotherapie*, 46(3), 169–175. <https://doi.org/10.1026/1616-3443/a000431>
- Voderholzer, U., Schlegl, S., Diedrich, A., Külz, A. K., Thiel, N., Herstenstein, E., Schwartz, C., Rufer, M., Herbst, N., Nissen, C., Hillebrand, T., Osen, B., Stengler, K., Jelinek, L. & Moritz, S. (2015). Versorgung Zwangserkrankter mit kognitiver Verhaltenstherapie als Behandlungsmethode erster Wahl. *Verhaltenstherapie*, 25(3), 183–190. <https://doi.org/10.1159/000438717>
- von Brachel, R., Hirschfeld, G., Berner, A., Willutzki, U., Teismann, T., Cwik, J. C., Velten, J., Schulte, D. & Margraf, J. (2019). Long-term effectiveness of cognitive behavioral therapy in routine outpatient care: A 5- to 20-year follow-up study. *Psychotherapy and Psychosomatics*, 88(4), 225–235. <https://doi.org/10.1159/000500188>
- Vrieze, S. I. & Grove, W. M. (2009). Survey on the use of clinical and mechanical prediction methods in clinical psychology. *Professional Psychology: Research and Practice*, 40(5), 525–531. <https://doi.org/10.1037/a0014693>
- Wade, W. A., Treat, T. A. & Stuart, G. L. (1998). Transporting an empirically supported treatment for panic disorder to a service clinic setting: A benchmarking strategy. *Journal of Consulting and Clinical Psychology*, 66(2), 231–239. <https://doi.org/10.1037//0022-006x.66.2.231>
- Walfish, S., McAlister, B., O'Donnell, P. & Lambert, M. J. (2012). An investigation of self-assessment bias in mental health providers. *Psychological Reports*, 110(2), 639–644. <https://doi.org/10.2466/02.07.17.PRO.110.2.639-644>
- Waller, G. & Turner, H. (2016). Therapist drift redux: Why well-meaning clinicians fail to deliver evidence-based therapy, and how to get back on track. *Behaviour Research and Therapy*, 77, 129–137. <https://doi.org/10.1016/j.brat.2015.12.005>
- Wampold, B. E. & Imel, Z. E. (2015). *The great psychotherapy debate: The evidence for what makes psychotherapy work* (2nd edition). Routledge.
- Webb, C. A., Cohen, Z. D., Beard, C., Forgeard, M., Peckham, A. D. & Björgvinsson, T. (2020). Personalized prognostic prediction of treatment outcome for depressed patients in a naturalistic psychiatric hospital setting: A comparison of machine learning approaches. *Journal of Consulting and Clinical Psychology*, 88(1), 25–38. <https://doi.org/10.1037/ccp0000451>
- Webb, C. A., Trivedi, M. H., Cohen, Z. D., Dillon, D. G., Fournier, J. C., Goer, F., Fava, M., McGrath, P. J., Weissman, M., Parsey, R., Adams, P., Trombello, J. M., Cooper, C., Deldin, P., Oquendo, M. A., McInnis, M. G., Huys, Q., Bruder, G., Kurian, B. T., ... Pizzagalli, D. A. (2019). Personalized prediction of antidepressant v. placebo response: evidence from the EMBARC study. *Psychological Medicine*, 49(07), 1118–1127. <https://doi.org/10.1017/S0033291718001708>
- Weersing, V. R. & Weisz, J. R. (2002). Community clinic treatment of depressed youth: Benchmarking usual care against CBT clinical trials. *Journal of Consulting and Clinical Psychology*, 70(2), 299–310. <https://doi.org/10.1037/0022-006X.70.2.299>

- Westbrook, D. & Kirk, J. (2005). The clinical effectiveness of cognitive behaviour therapy: Outcome for a large sample of adults treated in routine practice. *Behaviour Research and Therapy*, 43(10), 1243–1261. <https://doi.org/10.1016/j.brat.2004.09.006>
- Westen, D. & Morrison, K. (2001). A multidimensional meta-analysis of treatments for depression, panic, and generalized anxiety disorder: An empirical examination of the status of empirically supported therapies. *Journal of Consulting and Clinical Psychology*, 69(6), 875–899. <https://doi.org/10.1037/0022-006X.69.6.875>
- Wolf, A. W. & Goldfried, M. R. (2014). Clinical experiences in using cognitive-behavior therapy to treat panic disorder. *Behavior Therapy*, 45(1), 36–46. <https://doi.org/10.1016/j.beth.2013.10.002>
- Zala, D., Brabban, A., Stirzaker, A., Kartha, M. R. & McCrone, P. (2019). The cost-effectiveness of the Improving Access to Psychological Therapies (IAPT) programme in severe mental illness: A decision analytical model using routine data. *Community Mental Health Journal*, 55(5), 873–883. <https://doi.org/10.1007/s10597-019-00390-z>

Interessenskonflikt

Die Autor_innen erklären hiermit, dass keine Interessenskonflikte im Zusammenhang mit dem vorliegenden Manuskript bestehen.

Ethische Richtlinien

Bei dem vorliegenden Manuskript handelt es sich um einen Übersichtsartikel. Da das vorliegende Manuskript weder menschliche Versuchspersonen noch Tierversuche beinhaltet, war keine Genehmigung durch eine Ethikkommission nötig.

Autorenschaften

PH, TK und ELB haben wesentlich zur Konzeption des Artikels beigetragen. PH hat die erste Version dieses Manuskripts verfasst. ELB und TK haben die Revision des Manuskripts übernommen. Alle Autor_innen haben ihre abschließende Einwilligung zur Veröffentlichung dieser Version gegeben.

Förderung

Es wurde keine finanzielle Unterstützung gewährt, die einen Einfluss auf die Veröffentlichung dieses Artikels genommen hat. Open Access-Veröffentlichung ermöglicht durch die Universität Koblenz-Landau.

ORCID

Philipp Herzog

 <https://orcid.org/0000-0002-8267-2083>

Dr. Philipp Herzog

Fachbereich Psychologie
Universität Koblenz-Landau
Ostbahnstraße 10
76829 Landau in der Pfalz
Deutschland
herzog@uni-landau.de