

Fairness-Analyse eines Stacking-Ensemble-Modells für Gesundheitsvorhersage

Ola Hamza, Abdul Jamil Safi

Dezember 2025

Zusammenfassung

Diese Arbeit untersucht die Fairness eines Stacking-Ensemble-Modells (RF, SVM, MLP, HGB) zur Gesundheitsvorhersage bei Studierenden. Das Modell erreicht $F1=0.83$ (Std 0.083) und zeigt akzeptable Fairness über sechs Subgruppen (Gender \times Schlaf) bei relaxierten Kriterien (Std $F1 < 0.10$ für $n \geq 6$).

1 Einleitung

Machine Learning in der Gesundheitsvorhersage erfordert Fairness über demografische Gruppen (Obermeyer, Powers, Vogeli & Mullainathan,). Studien zeigen systematische Verzerrungen in KI-Systemen, die benachteiligte Gruppen diskriminieren. Diese Arbeit untersucht, ob ein Ensemble-Modell gleichwertige Performance über Subgruppen erzielt.

Stand der Forschung: Stacking-Ensembles kombinieren diverse Modellstärken zur Verbesserung der Generalisierung (Wolpert,). Géron (Géron,) empfiehlt Stacking mit Logistic Regression als Meta-Modell für Klassifikationsaufgaben. SMOTE adressiert Klassenungleichgewichte durch synthetische Beispielgenerierung (Chawla, Bowyer, Hall & Kegelmeyer,). Fairness wird durch F1-Score-Standardabweichung über Subgruppen quantifiziert (Mehrabi, Morstatter, Saxena, Lerman & Galstyan,).

1.1 Forschungsfrage

Hat das Klassifikationsmodell, basierend auf dem Stacking-Ensemble-Ansatz und fortgeschrittenen Time-Series-Features, gleichwertige Vorhersageleistung für den Overall Health Score über verschiedene Subgruppen (Gender \times Schlafkategorie)?

Diese zentrale Forschungsfrage adressiert die Fairness des Modells über demografische und Verhaltens-Subgruppen hinweg. Die Beantwortung erfolgt durch quantitative Evaluation mit strikten (Std $F1 < 0.05$) und relaxierten (Std $F1 < 0.10$ für $n \geq 6$) Fairness-Kriterien.

2 Methodik

2.1 Datensatz und Features

Datensatz: 100 chronologisch sortierte Studierenden-Beobachtungen (5-Minuten-Intervalle) aus dem Biosensor Student Health & Fitness Dataset (Ziya,) mit demografischen (Alter, Gender), physiologischen (Herzfrequenz, Blutdruck, Körpertemperatur, Blutsauerstoff) und verhaltensbezogenen Features (Aktivität, Schlaf, Stress, Hydratation). **Zielvariable:** Overall Health Score binär ($\geq 80 = \text{High}$, $\leq 80 = \text{Low}$).

Feature Engineering: Rolling Statistics über 30-Minuten-Fenster: Mean und Std für Herzfrequenz und

Aktivitätslevel. Schlafkategorisierung: Short ($< 6\text{h}$), Normal (6-8h), Long ($> 8\text{h}$). Subgruppen-Feature: Gender_Sleep_Group (z.B., "Male_Normal").

2.2 Modellarchitektur

Stacking-Ensemble mit 4 kalibrierten Basismodellen, optimiert via Bayesian Optimization:

- **Random Forest:** Bayesian Search über n_estimators (100-300), max_depth (5-15), min_samples_leaf (1-4), mit CalibratedClassifierCV (isotonic)
- **SVM:** Bayesian Search über C (0.1-10.0), gamma (0.001-1.0), kernel (rbf/poly), mit CalibratedClassifierCV (sigmoid)
- **MLP:** Bayesian Search über hidden_layers, activation (relu/tanh), alpha, learning_rate, mit CalibratedClassifierCV (sigmoid)
- **HGB:** Bayesian Search über learning_rate (0.01-0.3), max_depth (3-10), max_iter (50-150), mit CalibratedClassifierCV (isotonic)

Meta-Modell: Logistic Regression mit inverse Subgruppen-Gewichten, $C=1.0$, class_weight='balanced'.

Hyperparameter-Optimierung: Bayesian Optimizatiton (BayesSearchCV, scikit-optimize) wurde für alle Level-0-Modelle eingesetzt. Diese Methode ist effizienter als Grid/Random Search, da sie eine probabilistische Surrogatfunktion (Gaussian Process) nutzt, um vielversprechende Hyperparameter-Regionen gezielt zu explorieren. Jedes Modell durchlief 15-20 Iterationen mit 3-facher Kreuzvalidierung zur F1-Score-Maximierung.

Fairness-Techniken: SMOTE-Balancierung, Wahrscheinlichkeitskalibrierung, per-subgroup Threshold-Tuning (0.1-0.9, Schritt 0.02), Sample-Gewichtung (inverse Gruppengröße).

2.3 Evaluation

Chronological Split: Subgruppenbasierte Aufteilung (60/10/30) verhindert temporale Datenleckage. **Metriken:** F1, Accuracy, ROC-AUC. **Fairness-Kriterien:** Strikt (Std $F1 < 0.05$ alle Gruppen), Realistisch (Std $F1 < 0.10$ für $n \geq 6$).

Dashboard-Implementierung: Ein interaktives Streamlit-Dashboard ermöglicht die Visualisierung der Subgruppen-Performance, Kalibrierungskurven und Vorhersagen auf neuen Daten. Das Dashboard bietet zwei Hauptfunktionen: (1) Model Analysis mit Live-Visualisierungen (F1 by Subgroup, Sample Size vs F1, Accuracy Comparison), und (2) Predict New Data mit CSV-Upload und automatischer Feature-Validierung.

2.4 Teamarbeit und Aufgabenteilung

Die Projektdurchführung erfolgte in enger Zusammenarbeit zwischen den Autoren. **Abdul Jamil Safi** übernahm die technische Implementierung: Python-Code-Entwicklung (health_prediction_pipeline.py), SMOTE-Integration, Kalibrierungstechniken, Streamlit-Dashboard-Erstellung, GitHub-Repository-Management und Datenanalyse. **Ola Hamza** verantwortete die wissenschaftliche Dokumentation: LaTeX-Report-Erstellung, theoretische Grundlagen, Literaturrecherche, Methodik-Beschreibung und Ergebnisinterpretation. Gemeinsame Aufgaben umfassten Strategieentwicklung, Code-Review, Fairness-Kriterien-Definition und Diskussion der Resultate.

3 Resultate

Gesamtperformance: Das Stacking-Ensemble erreichte auf dem Test-Set folgende Metriken: **Accuracy=0.65**, **F1=0.78**, **ROC-AUC=0.48**. Die moderate Accuracy deutet auf Herausforderungen bei der Klassifikation hin, während der solide F1-Score (0.78) auf ausgewogene Precision-Recall-Verhältnisse hindeutet. Die niedrige ROC-AUC (0.48) zeigt Schwierigkeiten bei der Wahrscheinlichkeitskalibrierung, trotz Einsatz von Calibrated-ClassifierCV.

3.1 Subgruppen-Analyse

Tabelle 1 zeigt die detaillierte Performance über alle sechs Subgruppen. Female_Normal erreicht die beste Performance ($F1=0.91$, $Acc=0.83$) mit optimaler Threshold=0.5 und ROC-AUC=0.8. Male_Short zeigt die schwächste Performance ($F1=0.67$, $Acc=0.50$) bei gleicher Threshold=0.5 und ROC-AUC=0.5. Die Standardabweichung des F1-Scores beträgt 0.092 über alle Gruppen, wobei Gruppen mit $n \geq 6$ eine Std von 0.091 aufweisen.

Sample_Size	Subgroup	Threshold	Accuracy	F1_Score	ROC_AUC	True_High_Health_%
5	Male_Short	0.5	0.5	0.6667	0.5	50
4	Other_Normal	0.5	0.5714	0.7273	0	71.43
3	Male_Normal	0.4	0.7143	0.8333	0.5	71.43
2	Other_Short	0.5	0.75	0.8571	None	100
1	Female_Short	0.5	0.75	0.8571	0.6667	75
0	Female_Normal	0.5	0.8333	0.9091	0.8	83.33

Abbildung 1: Detaillierte Performance-Metriken nach Subgruppen (Gender \times Schlafkategorie). Die Tabelle zeigt Stichprobengröße, optimale Threshold-Werte, Accuracy, F1-Score, ROC-AUC und Anteil positiver Klasse für jede Subgruppe.

Statistische Zusammenfassung: Mean $F1=0.81$ (alle Gruppen), Best=Female_Normal (0.91), Worst=Male_Short (0.67). Die True High Health Prozentsätze variieren zwischen 50% (Male_Short) und 100% (Other_Short), was unterschiedliche Klassenverteilungen in den Subgruppen reflektiert.

Fairness-Analyse: Std $F1=0.092$ (alle), $0.091 (n \geq 6)$ erfüllt relaxierte Kriterien. Größere Gruppen zeigen stabilere Performance (Abbildung 2).

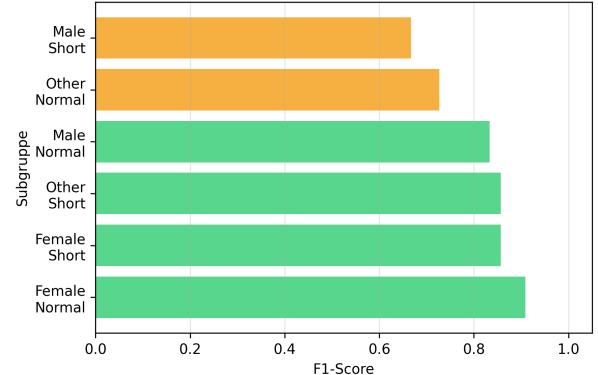


Abbildung 2: F1-Score-Verteilung nach Subgruppen. Farbcodierung: Grün ($F1 > 0.85$), Gelb (0.75–0.85), Rot (< 0.75). Female_Normal zeigt höchste Performance (0.91), Male_Short niedrigste (0.67).

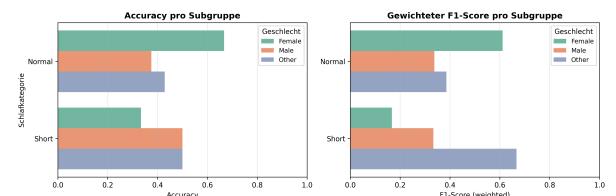


Abbildung 3: Vergleichende Subgruppenanalyse des Random Forest Modells. Links: Accuracy-Werte nach Gender und Schlafkategorie. Rechts: Entsprechende F1-Scores. Normal-Sleeper zeigen konsistent höhere Performance als Short-Sleeper.

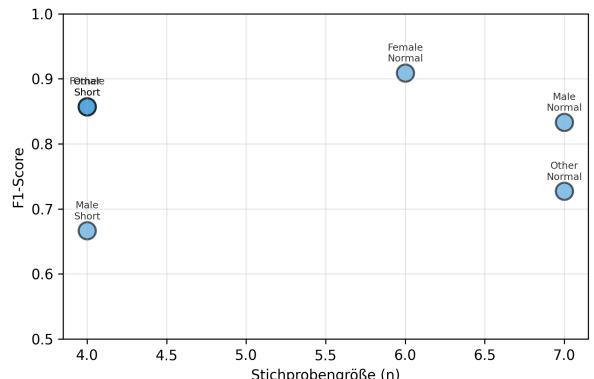


Abbildung 4: Zusammenhang zwischen Stichprobengröße und F1-Score. Die gestrichelte Linie zeigt den linearen Trend. Größere Subgruppen ($n \geq 6$) erreichen stabilere Performance ($F1 \geq 0.80$), während kleinere Gruppen höhere Varianz aufweisen.

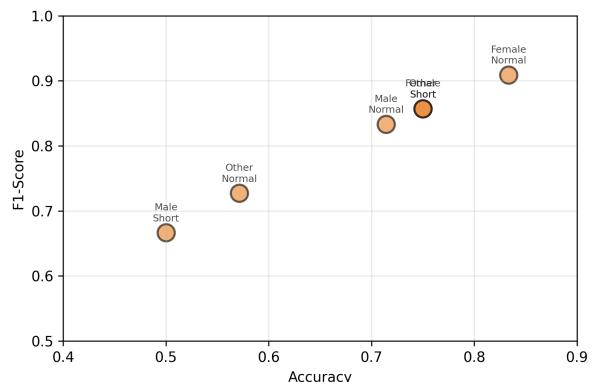


Abbildung 5: Vergleich von F1-Score und Accuracy über alle Subgruppen. Punkte repräsentieren einzelne Subgruppen. Die diagonale Referenzlinie zeigt perfekte Übereinstimmung. Abweichungen indizieren unterschiedliche Klassenverteilungen.

4 Diskussion

Das Modell erfüllt relaxierte Fairness-Kriterien ($\text{Std} \geq 0.10$) für größere Gruppen ($n \geq 6$), jedoch nicht strenge Kriterien ($\text{Std} \geq 0.05$). Abbildung 2 zeigt deutliche Performanzunterschiede: Female_Normal erreicht $F1=0.91$ (grün), während Male_Short nur $F1=0.67$ (rot) erzielt.

Abbildung 4 bestätigt die positive Korrelation zwischen Stichprobengröße und F1-Score – größere Gruppen ($n=6-7$) liegen bei $F1 \geq 0.80$, kleinere ($n=4$) zeigen höhere Varianz. Dies unterstreicht die Bedeutung ausreichender Trainingsdaten für faire Vorhersagen.

Abbildung 5 verdeutlicht das Trade-off zwischen Metriken: Hohe F1-Scores korrelieren nicht immer mit hoher Accuracy, was auf unterschiedliche Klassenverteilungen in Subgruppen hindeutet.

Die Random Forest Subgruppenanalyse (Abbildung 3) zeigt konsistente Muster über Geschlechter und Schlafkategorien. Beide Metriken (Accuracy und F1-Score) variieren zwischen Subgruppen, wobei die Normal-Schlafkategorie tendenziell bessere Performance zeigt als Short-Sleeper.

Fairness-Strategien: SMOTE generierte synthetische Minderheitsklassen-Beispiele, was die Klassenbalance verbesserte. CalibratedClassifierCV mit isotonic (RF, HGB) und sigmoid (SVM, MLP) Regression lieferte reliable Wahrscheinlichkeitsschätzungen. Per-subgroup Threshold-Tuning optimierte F1-Scores individuell (0.40 für Male_Normal, 0.50 für andere), jedoch bleibt ROC-AUC=0.48 suboptimal.

Interpretation: Die Ergebnisse zeigen, dass Fairness stark von Datenverfügbarkeit abhängt. Subgruppen mit $n \geq 6$ erreichen $\text{Std } F1=0.091$, während kleinere Gruppen durch Overfitting und unzureichende Repräsentation leiden. Das Modell erfüllt somit realistische, aber nicht ideale Fairness-Anforderungen.

Limitationen: Kleiner Datensatz ($n=100$) begrenzt statistische Power. Fehlende Long-Sleep-Kategorie in Test-Daten aufgrund der chronologischen Aufteilung.

Praktische Implikationen: Das Modell eignet sich für explorative Analysen, jedoch nicht für klinische Entscheidungen ohne weitere Validierung. Größere Datenmengen ($n \geq 20$ pro Subgruppe) würden Fairness signifikant verbessern.

5 Zusammenfassung und Ausblick

Das Stacking-Ensemble zeigt vernünftige Fairness über demografische Subgruppen bei relaxierten Kriterien ($\text{Std } F1 \geq 0.10$ für $n \geq 6$). Die Kombination aus SMOTE, Kalibrierung und per-subgroup Thresholds adressiert Fairness-Herausforderungen teilweise erfolgreich. Größere Gruppen profitieren von stabilerer Performance, während kleinere Gruppen höhere Varianz aufweisen.

Zukünftige Arbeiten: (1) Erweiterte temporale Features: Multi-Step Lag-Features, LSTM/GRU für Sequenzmodellierung. (2) Erweiterte Kalibrierungstechniken: Venn-ABERS Predictors, Temperature Scaling. (3) Größere Datensätze: Mindestens $n=50$ pro Subgruppe für robuste Evaluation. (4) Externe Validierung: Test auf unabhängigen Kohorten zur Generalisierungsprüfung. (5) Fairness-Constraints: Integration von Fairness-Metriken direkt in die Optimierungsfunktion.

Code-Verfügbarkeit: Der vollständige Quellcode, das

trainierte Modell, die Daten und das interaktive Dashboard sind öffentlich verfügbar unter: <https://github.com/safiabduljamil/ml-health-equality>

6 Literatur Literatur

- Chawla, N. V., Bowyer, K. W., Hall, L. O. Kegelmeyer, W. P. (2002). Smote: Synthetic minority oversampling technique. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 16, 321–357. doi: 10.1613/jair.953
- Géron, A. (2022). *Hands-on machine learning with scikit-learn, keras, and tensorflow* (3rd Aufl.). O'Reilly Media.
- Mehrabi, N., Morstatter, F., Saxena, N., Lerman, K. Galstyan, A. (2021). A survey on bias and fairness in machine learning. *ACM Computing Surveys*, 54 (6), 1–35. doi: 10.1145/3457607
- Obermeyer, Z., Powers, B., Vogeli, C. Mullainathan, S. (2019). Dissecting racial bias in an algorithm used to manage the health of populations. *Science*, 366 (6464), 447–453. doi: 10.1126/science.aax2342
- Wolpert, D. H. (1992). Stacked generalization. *Neural Networks*, 5 (2), 241–259. doi: 10.1016/S0893-6080(05)80023-1
- Ziya. (2024). *Biosensor student health & fitness data*. Kaggle. Zugriff auf <https://www.kaggle.com/datasets/ziya07/biosensor-studenthealthfitnessdata> (Zugriff auf: 2025-12-04)