

INTISARI

Analisis dan Prediksi Data Survival Menggunakan Model *Case-Base Neural Network* (CBNN)

Oleh

DIANA PUSPITASARI

23/513036/PPA/06518

Analisis data *survival* banyak diterapkan dalam berbagai bidang, terutama dalam ilmu kedokteran dan epidemiologi, untuk memahami risiko yang berkaitan dengan waktu hingga suatu kejadian. Salah satu metode yang umum digunakan adalah regresi Cox, namun model ini memiliki keterbatasan, terutama karena mengasumsikan proporsionalitas *hazard*. Ketika asumsi ini tidak terpenuhi, regresi Cox tidak bisa menangani data *survival* yang kompleks, nonlinear, serta melibatkan data tersensor dan kovariat yang berubah terhadap waktu. Model *Case-Base Neural Network* (CBNN) dikembangkan untuk mengatasi keterbatasan ini melalui pendekatan *case-base sampling*, yang serupa dengan teknik *time-slicing* dan memanfaatkan fleksibilitas arsitektur jaringan saraf untuk mengestimasi fungsi *hazard* yang dinamis. Dalam penelitian ini, model CBNN diterapkan pada dua jenis data *survival*, yakni data *survival* publik yang tersedia secara terbuka dan data klinis nyata dari rumah sakit. Evaluasi model menggunakan metrik akurasi *survival*, termasuk *Integrated Brier Score* (IBS), *IPA Score*, dan AUC_{IPCW} . Hasilnya menunjukkan bahwa model CBNN mengungguli regresi Cox pada semua metrik, menandakan kemampuannya yang lebih baik dalam menangani data *survival* yang kompleks dan *time-varying*. Selain itu, prediksi fungsi *survival*, *hazard*, dan risiko kumulatif juga dilakukan untuk mengevaluasi profil risiko individual berdasarkan variabel klinis.



ABSTRACT

Case-Base Neural Network (CBNN) Model for Survival Data Analysis and Prediction

By

DIANA PUSPITASARI

23/513036/PPA/06518

Survival data analysis plays a crucial role in various disciplines, particularly in medical science and epidemiology, for understanding risks associated with time-to-event outcomes. The Cox proportional hazards model is widely used for this purpose; however, it has notable limitations, particularly when the assumption of proportional hazards is violated. This model struggles to capture complex, nonlinear relationships in survival data, particularly in the presence of censoring and time-dependent covariates. To overcome these challenges, the Case-Base Neural Network (CBNN) model integrates a case-based sampling strategy—akin to time slicing—with the modeling flexibility of neural networks to estimate dynamic hazard functions. Model performance was evaluated using standard survival evaluation metrics, including the Integrated Brier Score (IBS), IPA score, and time-dependent AUC with Inverse Probability of Censoring Weighting (AUC_{IPCW}). The results indicate that the CBNN model consistently outperforms Cox regression across all evaluation criteria, demonstrating superior ability to handle complex and time-varying survival data. Furthermore, to evaluate its generalizability, the CBNN model was applied to both publicly available datasets and real-world clinical data. Predictions of survival probabilities, hazard rates, and cumulative risk functions were also performed to assess individual risk profiles under each dataset setting.