



KINERJA MODEL *ENSEMBLE* BERBASIS *BAGGING* DAN *BOOSTING* DENGAN PENANGANAN KELAS TIDAK SEIMBANG UNTUK MENDETEKSI FAKTOR RISIKO ANEMIA

DITIA YOSMITA PRAPTIWI



PROGRAM STUDI STATISTIKA DAN SAINS DATA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT PERTANIAN BOGOR
BOGOR
2024



@Hak cipta milik IPB University

IPB University



Hak Cipta Dilindungi Undang-undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar IPB University.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin IPB University.



PERNYATAAN MENGENAI TESIS DAN SUMBER INFORMASI SERTA PELIMPAHAN HAK CIPTA

Dengan ini saya menyatakan bahwa tesis dengan judul “Kinerja Model *Ensemble* Berbasis *Bagging* dan *Boosting* dengan Penanganan Kelas Tidak Seimbang untuk Mendeteksi Faktor Risiko Anemia” adalah karya saya dengan arahan dari dosen pembimbing dan belum diajukan dalam bentuk apa pun kepada perguruan tinggi mana pun. Sumber informasi yang berasal atau dikutip dari karya yang diterbitkan maupun tidak diterbitkan dari penulis lain telah disebutkan dalam teks dan dicantumkan dalam Daftar Pustaka di bagian akhir tesis ini.

Dengan ini saya melimpahkan hak cipta dari karya tulis saya kepada Institut Pertanian Bogor.

Bogor, Juli 2024

Ditia Yosmita Praptiwi
NIM G1501201024



RINGKASAN

DITIA YOSMITA PRAPTIWI. Kinerja Model *Ensemble* Berbasis *Bagging* dan *Boosting* dengan Penanganan Kelas Tidak Seimbang untuk Mendeteksi Faktor Risiko Anemia. Dibimbing oleh ANANG KURNIA, ANWAR FITRIANTO, dan FITRAH ERNAWATI.

Anemia masih menjadi permasalahan kesehatan masyarakat di Indonesia, terutama pada kelompok anak usia 5-12 tahun. Prevalensi anemia pada kelompok tersebut terus mengalami peningkatan. Berdasarkan hasil Riset Kesehatan Dasar (Riskesdas) pada tahun 2007 prevalensi anemia kelompok usia 5-12 tahun sebesar 9,4%, tahun 2013 meningkat menjadi 26,4%, dan tahun 2018 mencapai 26,8%. Oleh karena itu, deteksi dini dan pengendalian faktor risiko terjadinya anemia sangat penting dilakukan. Anemia dapat disebabkan banyak faktor yang berbeda, baik secara langsung maupun tidak langsung. Model *machine learning* memiliki kemampuan untuk menganalisis hubungan nonlinear dan mengidentifikasi pola yang sulit dikenali. Salah satu model *machine learning* adalah pemodelan klasifikasi. Prevalensi anak yang mengalami anemia dan tidak mengalami anemia pada data survey Riset Kesehatan Dasar (Riskesdas) tidak seimbang. Akibatnya, kinerja model *machine learning* menjadi tidak optimal karena kelas dengan jumlah contoh yang lebih banyak (kelas mayoritas) memberikan pengaruh yang sangat besar dalam klasifikasi. Pada penelitian ini, kelas minoritas merujuk pada kejadian anemia, sedangkan kelas mayoritas merujuk pada kejadian normal.

Untuk menghasilkan prediksi yang lebih akurat terhadap kelas minoritas, maka dilakukan penanganan ketidakseimbangan kelas pada model *machine learning*. Penelitian ini menangani masalah kelas tidak seimbang dengan pendekatan *oversampling* menggunakan *Random Oversampling* (ROS), SMOTE, dan G-SMOTE. Pendekatan *undersampling* menggunakan *Random Undersampling* (RUS) dan *Instance Hardnes Threshold* (IHT). Selain itu, pendekatan kombinasi *oversampling* dan *undersampling* menggunakan SMOTE-ENN. Model *ensemble* berbasis *bagging* dan *boosting* dapat menghasilkan tingkat ukuran kinerja yang lebih tinggi dibandingkan dengan model tunggal. Akan tetapi, model *ensemble* lebih sulit untuk diinterpretasikan. Pendekatan menggunakan metode SHAP dapat menginterpretasikan hasil dari prediksi model *ensemble*. Sehingga tujuan dari penelitian ini adalah membandingkan model *ensemble* berbasis *bagging* dan *boosting* dengan penanganan kelas tidak seimbang dalam pemodelan klasifikasi anemia pada anak kelompok usia 5-12 tahun. Model *ensemble* berbasis *bagging* menggunakan algoritma *Random Forest*. *Boosting* menggunakan algoritma *CatBoost* dan *LightGBM*. Serta, mengidentifikasi peubah penting untuk mendeteksi faktor risiko terjadinya anemia pada anak kelompok usia 5-12 tahun menggunakan metode SHAP.

Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah Data Riset Kesehatan Dasar (Riskesdas) tahun 2018 dan data biomedis tahun 2018 dengan peubah prediktor meliputi faktor sosiodemografi, faktor riwayat penyakit infeksi, faktor pola makan, faktor status gizi, faktor sanitasi lingkungan, dan faktor asupan mikronutrien. Peubah respon yang digunakan adalah klasifikasi kadar hemoglobin dengan respon yang bersifat biner yaitu kejadian anemia dan normal. Pemodelan klasifikasi menggunakan tiga model *ensemble* diterapkan pada tujuh perlakuan



yaitu tanpa penanganan, penanganan kelas tidak seimbang menggunakan metode ROS, SMOTE, G-SMOTE, SMOTE-ENN, RUS, dan IHT untuk mengetahui pengaruh perlakuan kelas tidak seimbang pada masing-masing model *ensemble*. Model terbaik dilakukan analisis lebih lanjut dengan pendekatan metode SHAP menggunakan plot SHAP *Summary* dan plot SHAP *Feature Dependence*.

Hasil penelitian yang dilakukan menunjukkan bahwa model *ensemble* menggunakan algoritma *CatBoost* dengan penanganan kelas tidak seimbang menggunakan perlakuan penanganan G-SMOTE menghasilkan ukuran kinerja yang terbaik bila dibandingkan dengan perlakuan metode penanganan lainnya berdasarkan rata-rata ukuran kebaikan dari 100 kali perulangan validasi. Model *CatBoost* G-SMOTE menghasilkan nilai sensitivitas 0,7104, spesifisitas 0,7043, *G-Mean* 0,7067, dan AUC 0,7844. Perlakuan dengan penanganan kelas tidak seimbang menggunakan metode G-SMOTE efektif dalam meningkatkan nilai sensitivitas pada ketiga model *ensemble*. Sedangkan metode SMOTE-ENN efektif dalam meningkatkan nilai *G-Mean* pada algoritma *Random Forest* dan *LightGBM*. Berdasarkan analisis peubah penting menggunakan metode SHAP dapat disimpulkan bahwa prediktor yang berpengaruh pada pembentukan model terbaik *CatBoost* G-SMOTE adalah kadar ferritin, kadar vitamin A, konsumsi sayur, riwayat penyakit pneumonia, kadar zink, kadar kalsium, dan pola konsumsi minuman berkarbonasi.

Kata kunci: *anemia, G-SMOTE, kelas tidak seimbang, model ensemble, SHAP*



SUMMARY

DITIA YOSMITA PRAPTIWI. Performance of Ensemble Models Based on Bagging and Boosting with Handling Imbalance Class for Anemia Risk Factor Detection. Supervised by ANANG KURNIA, ANWAR FITRIANTO and FITRAH ERNAWATI.

Anemia remains a significant public health concern in Indonesia, particularly among children aged 5-12 years. The prevalence of anemia in this group continues to increase. According to the Basic Health Research (Riskesdas) data, the prevalence of anemia in children aged 5-12 years increased from 9,4% in 2007 to 26,4% in 2013, and further to 26,8% in 2018. Therefore, early detection and understanding of the risk factors for anemia are critical. Anemia can be caused by many factors, which often have a complex relationship. Machine learning techniques can analyze complex nonlinear relationships and identify patterns that are not immediately visible. One machine learning technique is classification modeling. The Basic Health Research Survey (Riskesdas) data reveal an imbalance in the prevalence of anemia and non-anemia children. This imbalance affects the performance of machine learning algorithms, as classes with more examples (the majority class) disproportionately influence classification outcomes. In this study, the minority class refers to the occurrence of anemia, while the majority class refers to the occurrence of normal (non-anemia).

To produce more accurate predictions for the minority class, addressing the class imbalance in machine learning models is undertaken in this study. The imbalance handling approaches include oversampling using Random Oversampling (ROS), SMOTE, and G-SMOTE. Undersampling approaches involve Random Undersampling (RUS) and Instance Hardness Threshold (IHT). Additionally, a combination approach using SMOTE-ENN is employed. Ensemble models based on bagging and boosting techniques can achieve higher performance metrics than single models. However, ensemble models are more challenging to interpret. The use of SHAP methods helps interpret the results of ensemble model predictions. Therefore, this study aims to compare bagging and boosting ensemble models with class imbalance handling in the classification modelling of anemia in children aged 5-12. Bagging ensemble models utilize the Random Forest algorithm while boosting employs the CatBoost and LightGBM algorithms. Furthermore, the study aims to identify significant variables to detect risk factors for anemia in children aged 5-12 years using the SHAP method.

This study utilized data from two sources: the 2018 Basic Health Research Data (Riskesdas) and a set of 2018 biomedical data, including sociodemographic factors, disease history factors, dietary pattern factors, nutritional status factors, environmental sanitation factors, and micronutrient factors. The response variable used was the classification of hemoglobin levels, with a binary response: anemia and normal. Classification modelling using three ensemble learning models was applied to seven different approaches for class imbalance, namely without treatment, ROS treatment, SMOTE, G-SMOTE, SMOTE-ENN, RUS, and IHT, to know the effect of treatment on class imbalance. The best model is further analyzed using the SHAP method approach, employing SHAP Summary plots and SHAP Feature Dependence plots.



The study findings indicate that the ensemble model using the CatBoost algorithm with class imbalance handling via G-SMOTE treatment yielded the best performance metrics compared to other handling methods based on the average goodness measures across 100 cross-validation iterations. The CatBoost G-SMOTE model achieved a sensitivity of 0,7104, specificity of 0,7043, G-Mean of 0,7067, and an AUC of 0,7844. Class imbalance handling with G-SMOTE effectively enhanced sensitivity across all ensemble models. Meanwhile, the SMOTE-ENN method effectively improved the G-Mean values in the Random Forest and LightGBM algorithms. Based on SHAP analysis of important variables, it can be concluded that predictors influencing the formation of the best CatBoost G-SMOTE model include ferritin levels, vitamin A levels, consumption of vegetables, diagnosed pneumonia, zinc levels, calcium levels, and consumption of carbonated drinks.

Keywords: anemia, class imbalanced, ensemble model, G-SMOTE, SHAP



© Hak cipta milik IPB University

Hak Cipta Dilindungi Undang-undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar IPB University.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin IPB University.

© Hak Cipta milik IPB, tahun 2024
Hak Cipta dilindungi Undang-Undang

Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan atau menyebutkan sumbernya. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik, atau tinjauan suatu masalah, dan pengutipan tersebut tidak merugikan kepentingan IPB.

Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apa pun tanpa izin IPB.



KINERJA MODEL *ENSEMBLE* BERBASIS *BAGGING* DAN *BOOSTING* DENGAN PENANGANAN KELAS TIDAK SEIMBANG UNTUK MENDETEKSI FAKTOR RISIKO ANEMIA

DITIA YOSMITA PRAPTIWI

Tesis
sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar
Magister pada
Program Studi Statistika dan Sains Data

**PROGRAM STUDI STATISTIKA DAN SAINS DATA
FAKULTAS MATEMATIKA DAN ILMU PENGETAHUAN ALAM
INSTITUT PERTANIAN BOGOR
BOGOR
2024**



(a) Hak cipta milik IPB University

Hak Cipta Dilindungi Undang-undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar IPB University.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin IPB University.

Penguji Luar Komisi Pembimbing pada Ujian Tesis:
Dr. Kusman Sadik, S.Si., M.Si.





Judul Tesis : Kinerja Model *Ensemble* Berbasis *Bagging* dan *Boosting* dengan Penanganan Kelas Tidak Seimbang untuk Mendeteksi Faktor Risiko Anemia

Nama : Ditia Yosmita Praptiwi

NIM : G1501201024

Disetujui oleh

Pembimbing 1:

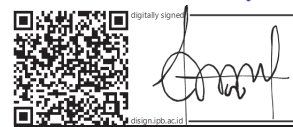
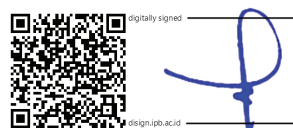
Dr. Anang Kurnia, S.Si., M.Si.

Pembimbing 2:

Dr. Anwar Fitrianto, S.Si., M.Sc.

Pembimbing 3:

Dr. Fitrah Ernawati, M.Sc.



Diketahui oleh

Ketua Program Studi:

Dr. Agus M. Soleh, S.Si., M.T.

NIP 197503151999031004

Dekan Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam:

Dr. Berry Juliandi, S.Si., M.Si.

NIP 197807232007011001



Tanggal Ujian: 3 Juli 2024

Tanggal Lulus:



@Hak cipta milik IPB University

IPB University



Hak Cipta Dilindungi Undang-undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar IPB University.
2. Dilarang mengumunkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin IPB University.



PRAKATA

Puji dan syukur penulis panjatkan kepada Allah subhanaahu wa ta'ala atas segala karunia-Nya sehingga tesis ini berhasil diselesaikan. Topik yang dipilih dalam penelitian ini adalah pemodelan klasifikasi, dengan judul “Kinerja Model *Ensemble* Berbasis *Bagging* dan *Boosting* dengan Penanganan Kelas Tidak Seimbang untuk Mendeteksi Faktor Risiko Anemia”.

Penyelesaian tesis ini tidak terlepas dari doa, motivasi, bimbingan, dan kerja sama berbagai pihak. Penulis mengucapkan terima kasih kepada:

1. Dr. Anang Kurnia, S.Si., M.Si. selaku ketua komisi pembimbing, Dr. Anwar Fitrianto, S.Si., M.Sc. dan Dr. Fitrah Ernawati, M.Sc. selaku anggota komisi pembimbing yang telah membimbing dengan penuh kesabaran dan banyak memberikan arahan serta saran yang membangun.
2. Dr. Kusman Sadik, S.Si., M.Si. selaku penguji luar komisi pembimbing dan Dr. Agus Mohamad Soleh, S.Si., M.T. selaku pemimpin ujian tesis yang telah memberikan masukan dan saran yang sangat membangun untuk perbaikan tesis ini.
3. Badan Penelitian dan Pengembangan Kesehatan, Kementerian Kesehatan Republik Indonesia yang telah memberikan izin untuk menggunakan data sekunder yaitu data Riset Kesehatan Dasar (Riskesdas) tahun 2018 dan data biomedis tahun 2018.
4. Keluarga penulis yang senantiasa mendukung dan mendoakan kelancaran studi penulis.
5. Segenap dosen dan staf Departemen Statistika dan Sains Data IPB atas ilmu, bantuan, dan kerjasamanya selama perkuliahan.
6. Teman-teman Program Studi Statistika dan Sains Data IPB angkatan 2020 yang telah memberikan semangat dan bersedia berbagi pengalaman dan ilmunya yang sangat luar biasa.

Semoga karya ilmiah ini dapat memberikan manfaat bagi pihak yang membutuhkan dan bagi kemajuan ilmu pengetahuan.

Bogor, Juli 2024

Ditia Yosmita Praptiwi



@Hak cipta milik IPB University

IPB University



Hak Cipta Dilindungi Undang-undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar IPB University.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin IPB University.



Hak Cipta Dilindungi Undang-undang
1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah
b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar IPB University.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin IPB University.

DAFTAR ISI

DAFTAR TABEL	xiv
DAFTAR GAMBAR	xiv
LAMPIRAN	xv
I PENDAHULUAN	1
1.1 Latar Belakang	1
1.2 Rumusan Masalah	3
1.3 Tujuan	3
II TINJAUAN PUSTAKA	4
2.1 Anemia	4
2.2 Model <i>Ensemble</i>	5
2.3 <i>Random Forest</i>	5
2.4 <i>CatBoost</i>	7
2.5 <i>LightGBM</i>	8
2.6 <i>Synthetic Minority Oversampling Technique (SMOTE)</i>	9
2.7 <i>Geometric-SMOTE</i>	11
2.8 SMOTE-ENN	17
2.9 Evaluasi Kinerja Model	18
2.10 Nilai <i>Shapley</i>	19
2.11 <i>Shapley Additive exPlanations (SHAP)</i>	20
III METODE	21
3.1 Data	21
3.2 Tahapan Analisis Data	23
3.2.1 Tahap Data Persiapan	23
3.2.2 Tahap Pemodelan Klasifikasi	23
3.2.3 Tahap Penjelasan Model Terbaik	25
IV HASIL DAN PEMBAHASAN	26
4.1 Eksplorasi Data Prevalensi Anemia pada Anak Kelompok Usia 5-12 Tahun	26
4.2 Pra-Pemrosesan Data	30
4.3 Pemodelan Klasifikasi Menggunakan Model <i>Ensemble Learning</i>	33
4.4 Analisis Peubah Penting Prevalensi Anemia pada Anak Usia 5-12 Tahun dengan SHAP	35
4.4.1 Analisis <i>Feature Dependency</i>	37
V SIMPULAN	40
5.1 Simpulan	40
5.2 Saran	40
DAFTAR PUSTAKA	41
LAMPIRAN	46



DAFTAR TABEL

1	<i>Confusion matrix</i> dua kelas	19
2	Peubah penelitian	21
3	Prevalensi anemia menurut peubah prediktor faktor sosiodemografi	27
4	Prevalensi anemia menurut peubah prediktor faktor riwayat penyakit	27
5	Prevalensi anemia menurut peubah prediktor faktor pola makan	28
6	Prevalensi anemia menurut peubah prediktor faktor status gizi	28
7	Prevalensi anemia menurut peubah prediktor faktor lingkungan	29
8	Kadar mikronutrien pada anak-anak yang anemia	29
9	Kadar mikronutrien pada anak-anak yang idak anemia	30
10	Jumlah data berdasarkan kelas peubah respon menurut perlakuan	32
11	Perbandingan ukuran kinerja model (validasi 100 ulangan)	34

DAFTAR GAMBAR

1	Pohon permasalahan anemia (UNICEF 1998)	4
2	Ilustrasi <i>Random Forest</i> (Misra dan Li 2019)	6
3	Ilustrasi model klasifikasi menggunakan <i>CatBoost</i> mode <i>plain</i>	7
4	Ilustrasi kinerja SMOTE (Hu dan Li 2013)	10
5	Ilustrasi strategi pemilihan tetangga terdekat jika $\alpha_{sel} = \text{minoritas}$ (a) dan strategi pemilihan tetangga terdekat jika $\alpha_{sel} = \text{mayoritas}$ (b)	12
6	Ilustrasi jika $x_{surface}$ dari contoh kelas minoritas yang lebih dekat ke x_{center} (a) dan jika $x_{surface}$ dari contoh kelas mayoritas yang lebih dekat ke x_{center} (b)	13
7	Ilustrasi penghasil titik acak pada <i>hyper-sphere</i>	14
8	Ilustrasi dari transformasi pemotongan (<i>truncate transformation</i>)	15
9	Ilustrasi transformasi <i>deformation</i> (a) dan efek peningkatan α_{def} pada deformasi <i>hyper-sphere</i> (b)	16
10	Ilustrasi batasan area di mana data buatan dapat dihasilkan ketika $x_{surface} = x_{min}$ (a) dan $x_{surface} = x_{maj}$ (b)	17
11	Ilustrasi SMOTE ENN dimulai dari data asli (a), SMOTE dengan $k = 5$ (b), dan identifikasi ENN (c)	18
12	Diagram alir proses analisis data	24
13	Perbandingan kelas peubah respon	26
14	Korelasi antar peubah prediktor yang mengandung data hilang kategori anemia (a) dan kategori normal (b)	31
15	Sebaran data kategori anemia (a) dan kategori normal yang mengandung data hilang (b)	32
16	<i>Boxplot</i> ukuran kinerja model pada data uji dengan validasi 100 ulangan berdasarkan nilai sensitivitas (a), spesifisitas (b), AUC (c), dan <i>G-Mean</i> (d)	35
17	Hasil SHAP menggunakan algoritma <i>CatBoost</i> dengan penanganan kelas tidak seimbang menggunakan G-SMOTE berdasarkan interpretasi lokal	36



- 18 Nilai *shapley* peubah prediktor enam urutan peubah penting yaitu kadar ferritin (a), kadar vitamin A (b), konsumsi sayur (c), kadar kalsium (d), kadar zink (e), dan riwayat penyakit pneumonia kategori 0 (tidak) (f) 39

LAMPIRAN

1. Lampiran 1 *Hyperparameter* optimal model *Random Forest* (RF) perlakuan penanganan kelas tidak seimbang 47
2. Lampiran 2 *Hyperparameter* optimal model *CatBoost* perlakuan penanganan kelas tidak seimbang 48
3. Lampiran 3 *Hyperparameter* optimal model *LightGBM* perlakuan penanganan kelas tidak seimbang 49
4. Lampiran 4 Nilai *shapley* dari peubah prediktor kejadian anemia 51



@Hak cipta milik IPB University

IPB University



Hak Cipta Dilindungi Undang-undang

1. Dilarang mengutip sebagian atau seluruh karya tulis ini tanpa mencantumkan dan menyebutkan sumber :
 - a. Pengutipan hanya untuk kepentingan pendidikan, penelitian, penulisan karya ilmiah, penyusunan laporan, penulisan kritik atau tinjauan suatu masalah
 - b. Pengutipan tidak merugikan kepentingan yang wajar IPB University.
2. Dilarang mengumumkan dan memperbanyak sebagian atau seluruh karya tulis ini dalam bentuk apapun tanpa izin IPB University.