

Pengembangan Model *Bayesian Regularization Backpropagation* untuk Estimasi Nilai Nutrisi berdasarkan Komposisi Kimia Pakan Ternak Ruminansia

Development of Bayesian Regularization Backpropagation Model for Estimating Nutrient Values of Chemical Composition of Ruminant Animal Feed

ULFA NIKMATYA¹, AZIZ KUSTIYO^{2*}, ANURAGA JAYANEGARA³

Abstrak

Perbedaan komponen kimia pakan ternak dapat memengaruhi nilai nutrisi hewan ternak ruminansia. Untuk menentukan komposisi kimia dan nutrisi yang dihasilkan oleh pakan ternak tersebut, analisis perlu dilakukan di laboratorium. Sebagai alternatif, estimasi nutrisi pakan ruminansia berdasarkan komposisi kimia pakan dikembangkan dengan *Bayesian regularization backpropagation* menggunakan data sekunder pada penelitian ini. Data yang digunakan dalam penelitian ini diperoleh dari hasil penelitian Rowett Research Institute Prancis pada kategori *main constituents* dan *ruminant nutritive values*. *Main constituents* menunjukkan komposisi kimia pakan ruminansia, sedangkan *ruminant nutritive values* menunjukkan nilai nutrisi pakan yang akan diprediksi. Model *Bayesian regularization backpropagation* yang dibangun memiliki 12 neuron *input* yang berasal dari 12 komponen kimia pakan ruminansia. Jumlah maksimal *output* model tersebut adalah 8 neuron yang merupakan 8 nilai nutrisi pakan ruminansia. Proses pelatihan dilakukan dengan metode validasi silang dengan memvariasikan jumlah neuron lapisan tersembunyi dari 5 sampai dengan 50 dan jumlah neuron *output* sebanyak 8, 6 dan 3. Hasil percobaan menunjukkan model *Bayesian regularization backpropagation* terbaik adalah model dengan 8 *output* dengan nilai *root mean square error* sebesar 3.47 dan nilai *mean absolute percentage error* sebesar 11.82%.

Kata Kunci: *bayesian regularization backpropagation*, kimia pakan, nilai nutrisi, ruminansia

Abstract

The variety of chemical components of animal feed affects the nutritional value of ruminants. To determine the chemical composition and nutrients produced by the animal feed, it is necessary to analyze them in the laboratory. As an alternative, in this study, the estimation of ruminant feed nutrition based on the chemical composition of the feed was carried out using Bayesian regularization backpropagation using secondary data. The data used in this study were obtained from the research results of the French Rowett Research Institute in the categories of main constituents and ruminant nutritive values. The main constituents indicate the chemical composition of the ruminant feed, while the ruminant nutritive values represent the nutritional value of the feed to be predicted. The Bayesian regularization backpropagation model has twelve input neurons derived from 12 chemical components of ruminant feed. The total output of the model is 8 output neurons derived from 8 nutritional values of ruminant feed. The training process is conducted using the cross-validation method by varying the number of neurons in the hidden layer and the number of output neurons. This study uses 5 to 50 neurons in the hidden layer with 8, 6, and 3 neurons in the output layer. The

¹Alumni Departemen Ilmu Komputer, FMIPA, IPB;

²Departemen Ilmu Komputer, FMIPA, IPB;

*Penulis Korespondensi: Tel/Faks: 0251-8625584; Surel: azizku@apps.ipb.ac.id

³Departemen Ilmu Nutrisi dan Teknologi Pakan, Fakultas Peternakan, IPB;

experimental results show that the best Bayesian regularization backpropagation model is the model with 8 outputs with a root mean square error of 3.47 and a mean absolute percentage error of 11.82%.

Keywords: Bayesian regularization backpropagation, feed chemistry, nutritional value, ruminants

PENDAHULUAN

Ternak ruminansia seperti sapi, kerbau, kambing, dan domba merupakan hewan mamalia yang dapat memamah biak. Ternak ini mampu memakan makanan kemudian mencernanya dalam dua tahap. Hewan ruminansia mempunyai peranan yang sangat strategis bagi kehidupan ekonomi petani di perdesaan. Oleh karena itu, pemenuhan gizi ternak perlu diperhatikan melalui pemberian bahan pakan sesuai dengan kebutuhannya (Sandi *et al.* 2018). Pemberian pakan sangat memengaruhi produktivitas dan kinerja hewan ternak. Salah satu aspek penting dalam menunjang keberhasilan usaha peternakan adalah memberikan pakan yang berkualitas dengan jumlah pemberian yang sesuai dengan kebutuhan hewan ternak. Pakan yang diberikan kepada hewan ternak harus mengandung energi, protein, lemak, mineral, dan vitamin dengan kuantitas dan kualitas yang memadai. Pemberian nutrisi melalui pakan dengan jumlah yang tepat dan seimbang akan menghasilkan ternak yang berkualitas.

Kandungan kimia yang terkandung dalam pakan tidak semuanya diserap ternak ruminansia. Komponen serat dalam pakan memengaruhi utilitas pakan dalam saluran pencernaan. Beberapa faktor yang menyebabkan perbedaan tingkat interaksi serat dan lemak adalah sebagian komponen serat pakan dapat dicerna dalam saluran pencernaan ternak ruminansia serta pengaruh sifat fisik, komponen kimia, dan tingkat kecernaan komponen serat sangat bervariasi (Nazilah 2004). Oleh karena itu, diperlukan strategi yang tepat untuk mengoptimalkan nutrisi yang diberikan kepada hewan ternak melalui pakan.

Pakan ternak merupakan komponen biaya produksi terbesar dalam suatu usaha peternakan. Oleh karena itu, pengetahuan tentang pakan dan pemberiannya perlu mendapat perhatian yang serius. Pakan yang diberikan kepada ternak harus diformulasikan dengan baik dan semua bahan pakan yang digunakan harus mendukung produksi yang optimal dan efisien sehingga usaha yang dilakukan dapat menjadi lebih ekonomis. Hal-hal yang berkaitan dengan pemberian pakan ternak adalah kebutuhan nutrisi ternak, komposisi nutrisi bahan pakan ternak dan teknik mengombinasikan beberapa jenis pakan untuk mencukupi kebutuhan ternak (Nurfitriani dan Muhammad 2017).

Pakan yang umum diberikan kepada ternak bersumber dari tumbuhan. Spesies tumbuhan pakan ternak ruminansia beserta variasi kandungan zat kimia sangat banyak jumlahnya. Hal ini sangat menyulitkan peternak untuk memilih jenis pakan yang tepat. Apabila peternak ingin memprediksi nutrisi suatu pakan, peternak akan langsung memberikan pakan tertentu pada ternak kemudian dianalisis kandungan nutrisinya pada ternak di laboratorium. Cara lain untuk memprediksi nutrisi pakan yaitu dengan melakukan percobaan pada alat simulasi pencernaan hewan ternak. Namun, uji laboratorium dan percobaan alat simulasi pencernaan ternak memerlukan biaya yang mahal dan waktu yang lama.

Penelitian ini bertujuan untuk membantu peternak memperkirakan nilai nutrisi pakan dengan membangun suatu model estimasi nutrisi pakan khususnya untuk ternak ruminansia. Data yang digunakan adalah data sekunder berupa komposisi kimia dan nilai nutrisi yang dihasilkan dari tumbuh-tumbuhan sebagai pakan ternak ruminansia pada hasil penelitian dari Rowett Research Institute yang diterbitkan pada tahun 2004 (Sauvant *et al.* 2004). Data tersebut telah digunakan pada penelitian Tran *et al.* (2020) untuk mengembangkan tabel komposisi pakan menggunakan prosedur statistika. Herreman *et al.* (2020) menggunakan data tersebut untuk melakukan tinjauan komprehensif tentang kualitas protein nabati dan hewani berdasarkan skor asam amino yang dapat dicerna.

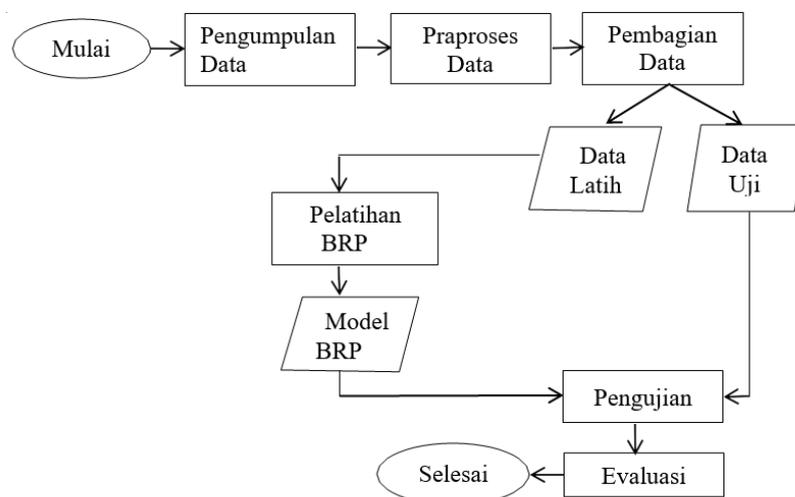
Penelitian Ivkovic *et al.* (2021) memanfaatkan data tersebut untuk mengetahui pengaruh substitusi sebagian jagung dengan gandum utuh sebagai pakan domba terhadap kinerja pertumbuhannya.

Penelitian yang serupa dengan penelitian ini pernah dilakukan oleh Febrisahrozi (2014) yang mengestimasi utilitas nutrisi pada pakan ternak ruminansia menggunakan *artificial neural network* (ANN). Penelitian tersebut menggunakan 8 komponen kimia dan 4 komponen nutrisi dari tumbuhan yang terdapat di pakan ternak ruminansia. Komponen-komponen tersebut digunakan sebagai *input* dan *output* ANN. Model ANN terbaik diperoleh ketika banyaknya neuron pada lapisan tersembunyi sebanyak 4 dengan nilai *root mean square error* (RMSE) sebesar 4.23 (dengan algoritma pelatihan Levenberg-Marquardt) dan 3.78 (dengan algoritma pelatihan *scaled-conjugat gradient*).

Merujuk pada penelitian tersebut, penelitian ini membangun model estimasi nilai nutrisi pakan menggunakan model ANN dengan algoritma *Bayesian regularization backpropagation* (BRP) berdasarkan kandungan kimia setiap spesies tumbuhan pakan ternak. Berdasarkan penelitian Khan *et al.* (2020), model BRP menghasilkan *Mean Square Error* (MSE) yang lebih kecil dibandingkan model ANN dengan algoritma Levenberg-Marquardt. Selain itu, pada penelitian ini akan digunakan maksimum 8 *output* nilai nutrisi, lebih banyak dibandingkan penelitian Febrisahrozi (2014) yang menggunakan 4 *output*.

METODE

Tahapan penelitian disajikan pada Gambar 1. Secara garis besar, tahapan penelitian terdiri dari pengumpulan data, pra proses data, pembentukan model BRP, dan evaluasi model BRP.



Gambar 1 Tahapan penelitian

Pengumpulan Data

Data penelitian diambil dari buku *Tables of Composition and Nutritional Value of Feed Materials* yang merupakan data hasil penelitian dari Rowett Research Institute yang diterbitkan pada tahun 2004 (Sauvant *et al.* 2004). Data yang digunakan dari buku tersebut adalah komponen-komponen utama (*main constituents*) yang terdapat dalam tumbuhan pakan ruminansia yang terdiri dari 12 variabel yaitu *crude protein* (x_1), *crude fiber* (x_2), *ether extract* (x_3), *ash* (x_4), *insoluble ash* (x_5), *neutral-detergent fiber* (x_6), *acid detergent fiber* (x_7), *acid detergent lignin* (x_8), *water insoluble cell walls* (x_9), *starch* (x_{10}), *total sugar* (x_{11}) dan *gross energy* (x_{12}). Komponen-komponen tersebut berupa kandungan kimia setiap spesies tumbuhan pakan ruminansia yang akan digunakan sebagai *input* untuk

model BRP. Nilai nutrisi ruminansia (*ruminant nutritive values*) dari buku tersebut yang merupakan nilai nutrisi yang dihasilkan dari pencernaan hewan ternak ruminansia diambil sebagai *output* model BRP. Nilai nutrisi tersebut terdiri dari 8 variabel yaitu *forage unit for lactation* (UFL), *forage unit for meat production* (UFV), *protein digestible in the small intestine supplied by rumen-undegraded dietary protein* (PDIA), *metabolizable energy* (ME), *energy digestibility* (ED), *organic matter digestibility* (OMD), *nitrogen digestibility* (ND), dan *true intestinal digestibility* (TID). Contoh komponen utama dan nilai nutrisi tersebut disajikan pada Tabel 1 dan Tabel 2.

Tabel 1 Contoh komponen-komponen utama beberapa tumbuhan pakan ruminansia

Nama Pakan	x1 (%)	x2 (%)	x3 (%)	x4 (%)	x5 (%)	x6 (%)	x7 (%)	x8 (%)	x9 (%)	x10 (%)	x11 (%)	x12 (MJ/kg)
Barley	10.1	4.6	1.8	2.2	0.5	18.7	5.5	1.0	14.9	52.2	2.1	15.9
Maize	8.1	2.2	3.7	1.2	0.0	10.4	2.6	0.5	9.1	64.1	1.6	16.2
Oat	9.8	12.2	4.8	2.7	0.8	32.8	14.9	2.5	32.7	36.2	1.1	17.2
Shorgum	9.4	2.4	2.9	1.4	0.1	9.4	3.8	1.1	8.5	64.1	1.1	16.3
Triticale	9.6	2.3	1.4	1.9	0.0	12.7	3.2	1.0	10.6	59.9	2.7	15.7
Wheat soft	10.5	2.2	1.5	1.6	0.1	12.4	3.1	1.0	9.7	60.5	2.4	15.8

Tabel 2 Contoh nilai nutrisi ruminansia dari beberapa tumbuhan pakan ruminansia

Nama Pakan	UFL (kg ⁻¹)	UFV (kg ⁻¹)	PDIA (g/kg)	ME (kcal/kg)	ED (%)	OMD (%)	ND (%)	TID (%)
Barley	0.90	0.93	30	10.70	81	83	66	91
Maize	1.00	1.06	46	11.70	86	89	66	90
Oat	0.70	0.71	16	9.20	65	67	55	79
Shorgum	1.05	1.06	50	11.70	86	88	69	78
Triticale	1.01	1.02	20	11.30	85	88	69	90
Wheat soft	1.02	1.02	26	11.30	86	88	70	92

Praproses Data

Praproses data (*data cleaning*) dilakukan terhadap data yang telah disusun dengan cara menghapus data jenis pakan yang memiliki *missing value*. Selain itu, normalisasi data dilakukan karena nilai komposisi kimia pakan memiliki selang nilai yang beragam. Data hasil normalisasi akan bernilai antara 0 sampai 1 (Han *et al.* 2012).

Pembagian Data

Basis data nutrisi pakan ternak yang terbentuk akan dibagi menjadi data latih dan data uji menggunakan metode *K-fold cross validation*. Nilai K yang digunakan yaitu 3. Data latih merupakan data yang akan digunakan dalam pembangunan model BRP, sedangkan data uji digunakan untuk mengetahui tingkat akurasi dari model BRP yang dihasilkan.

Pelatihan BRP

Komponen kimia yang dijadikan *input* pada model BRP adalah *main constituents* yaitu *crude protein*, *crude fibre*, *ether extract*, *ash*, *insoluble ash*, *neutral detergent fibre*, *acid detergent fiber*, *acid detergent lignin*, *water insoluble cell water*, *starch*, *total sugar*, dan *gross energy*. Adapun *output* model BRP adalah nilai-nilai nutrisi yang terdiri dari 8 variabel yaitu UFL, UFV, PDIA, ME, ED, OMD, ND, dan TID. Proses pelatihan dilakukan dengan mengombinasikan jumlah neuron *hidden layer* dan jumlah neuron *output*. Jumlah neuron *hidden layer* yang dipakai adalah 5, 10, 15, 20, 25, 30, 35, 40, 45, dan 50. Fungsi

aktivasi yang digunakan pada *hidden layer* dan *output layer* adalah fungsi sigmoid bipolar (Kim 2017). Struktur model BRP disajikan pada Tabel 3.

Pada penelitian ini selain model BRP dengan 8 *output* (8 variabel nilai nutrisi), akan dibangun model BRP dengan jumlah *output* kurang dari 8 berdasar pada nilai korelasi dari 8 variabel tersebut. Korelasi yang digunakan adalah korelasi Pearson (Mendenhall *et al.* 2020). Variabel-variabel yang berkorelasi tinggi akan dijadikan *output* dari satu model.

Pengujian model BRP

Pengujian model BRP dilakukan menggunakan data uji. Kinerja model BRP yang diuji diukur dengan menghitung nilai RMSE dan *mean absolute percentage error* (MAPE) (Montgomery *et al.* 2015). RMSE menghitung besarnya simpangan antara nilai hasil estimasi dengan nilai sebenarnya, sedangkan MAPE persentase kesalahan (selisih) hasil estimasi terhadap nilai sebenarnya. Besarnya kesalahan hasil estimasi terhadap nilai sebenarnya dapat diketahui dengan MAPE.

Evaluasi Model BRP

Model terbaik ditentukan berdasarkan nilai RMSE dan MAPE pada hasil pengujian model-model BRP yang telah dibangun. Model terbaik tersebut selanjutnya akan digunakan untuk menganalisis hasil prediksi setiap nilai nutrisi pakan.

Tabel 3 Struktur BRP

Struktur model BRP	Keterangan
<i>Input layer</i>	12 <i>neuron</i>
<i>Hidden layer</i>	Kelipatan 5 dimulai 5 sampai 50 <i>Neuron</i>
<i>Output layer</i>	- 8 <i>neuron</i> - jumlah <i>neuron</i> berdasar hasil korelasi <i>output</i>
Fungsi pelatihan	<i>Bayesian regularization</i>
Fungsi transfer	<i>Hidden layer</i> : sigmoid bipolar <i>Output layer</i> : sigmoid bipolar
<i>Epoch</i>	1000 (maksimum)

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada tahap praproses data dilakukan pembersihan data yaitu menghapus baris data jenis pakan yang memiliki data hilang (*missing value*). Setelah dilakukan praproses, data jenis pakan ternak yang sebelumnya berjumlah 96 menjadi berjumlah 46.

Pada awalnya, model BRP memiliki jumlah *output* sebanyak 8 *neuron* yaitu UFL, UFV, PDIA, ME, ED, OMD, ND, dan TID (selanjutnya disebut model BRP 8 *output*). Kemudian, analisis nilai korelasi antar 8 *output* tersebut dilakukan. Nilai korelasi disajikan pada Tabel 4. Berdasarkan Tabel 4, dua buah *input* memiliki nilai korelasi relatif rendah terhadap *output* lain, yaitu PDIA dan ND. Selanjutnya, model BRP dibangun dengan menggunakan 6 *output* tanpa menyertakan PDIA dan ND, yaitu UFL, UFV, ME, ED, OMD, dan TID (selanjutnya disebut model BRP 6 *output*). Pada Tabel 4 dapat dilihat juga bahwa korelasi antara UFL, UFV, dan ME sangat tinggi yaitu mendekati 1.00 sehingga model berikutnya dibangun dengan memecah model BRP 6 *output* tersebut menjadi 2 model, yaitu model BRP dengan 3 *output* UFL, UFV, dan ME serta model BRP dengan *output* ED, OMD, dan TID (selanjutnya disebut model BRP 3+3 *output*).

Pada proses pelatihan model ketiga model BRP tersebut, nilai RMSE dan MAPE terkecil diperoleh pada jumlah *neuron hidden layer* yang berbeda-beda. Pada model BRP 8 *output*, nilai RMSE dan MAPE terkecil dihasilkan ketika jumlah *neuron hidden layer*

sebanyak 50. Sementara, pada model BRP 6 *output* kondisi tersebut terjadi ketika jumlah *neuron hidden layer* sebanyak 30. Pada model BRP 3+3 *output*, dengan 3 *output* berupa UFL, UFV, dan ME, nilai RMSE dan MAPE terkecil dihasilkan pada jumlah *neuron hidden layer* sebanyak 5, sedangkan pada 3 *output* berupa ED, OMD, dan TID dihasilkan dari jumlah *neuron hidden layer* sebanyak 20.

Setelah dilakukan pengujian, setiap model yang dibangun memiliki nilai RMSE dan MAPE. Nilai RMSE dan MAPE untuk setiap kombinasi jumlah *output* disajikan pada Tabel 5. Berdasarkan nilai RMSE dan MAPE, model dengan 8 *output* merupakan model dengan RMSE dan MAPE tertinggi, sedangkan dua model lainnya memiliki nilai RMSE dan MAPE yang hampir sama. Pemisahan model 6 *output* menjadi model 3+3 *output* menurunkan nilai RMSE namun meningkatkan nilai MAPE.

Tabel 4 Nilai korelasi setiap *output*

	UFV	PDIA	ME	ED	OMD	ND	TID
UFL	0.99	0.45	0.99	0.70	0.65	0.42	0.46
UFV		0.43	0.98	0.79	0.71	0.40	0.49
PDIA			0.45	0.41	0.33	0.47	0.40
ME				0.68	0.59	0.44	0.43
ED					0.98	0.40	0.69
OMD						0.32	0.68
ND							0.49

Evaluasi ketiga model BRP selanjutnya dilakukan dengan memerhatikan nilai MAPE untuk setiap *output*. Nilai MAPE untuk setiap *output* pada ketiga model disajikan pada Tabel 6. Model 8 *output* memiliki nilai MAPE terbesar karena adanya nilai MAPE dari PDIA yang sangat besar (38.88 %) dibandingkan nilai-nilai MAPE *output* yang lain. Secara umum nilai-nilai MAPE untuk UFL, UFV, dan ME meningkat dari model 8 *output* ke model 3+3 *output*. Sebaliknya, nilai-nilai MAPE untuk ED, OMD, dan TID mengalami penurunan.

Nilai MAPE untuk model 8 *output* adalah sebesar 11.82% (Tabel 5). Jika nilai MAPE untuk model 8 *output* hanya dihitung berdasarkan 6 *output* saja yaitu UFL, UFV, ME, ED, OMD, dan TID (sama dengan model 6 *output*) maka nilai MAPE diperoleh sebesar 8.42%. Nilai MAPE tersebut lebih rendah dibandingkan dengan nilai MAPE dua model yang lain. Dengan demikian, model 8 *output* lebih baik dibandingkan dengan kedua model lain dengan catatan bahwa prediksi terhadap PDIA memiliki kesalahan yang cukup besar. Nilai PDIA mungkin tidak bisa diestimasi melalui pendekatan komposisi kimia pakan. Faktor lain diperlukan untuk bisa melakukan estimasi nilai PDIA seperti memperhatikan hal-hal yang memengaruhi kualitas, yaitu perlakuan pakan, suhu penyimpanan pakan, kelembaban pakan, dan sebagainya.

Analisis lanjutan dilakukan terhadap model 8 *output* sebagai model terbaik. Keeratan hubungan antara nilai nutrisi hasil prediksi model 8 *output* dengan nilai nutrisi sebenarnya diketahui dengan perhitungan nilai koefisien determinasi (R^2) (Mendenhall *et al.* 2020). Nilai R^2 tersebut dihitung untuk setiap *output* yang diestimasi. Hasil perhitungan nilai-nilai R^2 disajikan dalam Tabel 7.

Hasil perhitungan R^2 pada Tabel 7 menunjukkan nilai yang lebih dari 0.50 untuk ketujuh *output* yang diestimasi (selain TID). Selanjutnya, visualisasi hasil diberikan untuk mengetahui gambaran keeratan hubungan antara nilai nutrisi hasil prediksi dengan nilai sebenarnya. Grafik perbandingan antara data hasil estimasi menggunakan BRP dan nilai sebenarnya disajikan pada Gambar 2(a) sampai dengan 2(h) berturut-turut untuk UFL, UFV, PDIA, ME, ED, OMD, ND, dan TID.

Tabel 5 Nilai MAPE dan RMSE

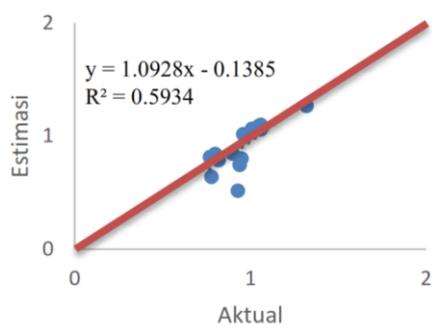
Model BRP	RMSE	MAPE (%)
8 output	3.47	11.82
6 output	1.74	10.20
3+3 output	1.62	10.57

Tabel 6 Nilai MAPE (%) untuk semua output pada ketiga model BRP

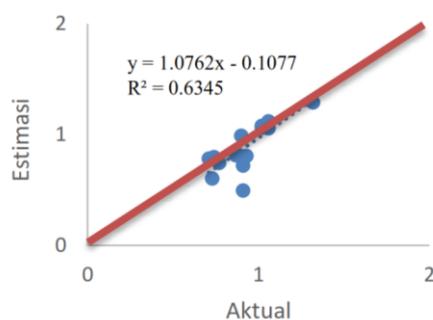
Model BRP	UFL	UFV	PDIA	ME	ED	OMD	ND	TID
8 output	9.67	10.46	38.88	8.64	5.74	8.17	5.14	7.89
6 output	15.49	16.26	-	14.25	4.39	3.59	-	7.24
3+3 output	16.54	18.90	-	14.92	3.09	3.31	-	6.67

Tabel 7 Koefisien determinasi per output untuk model 8 output

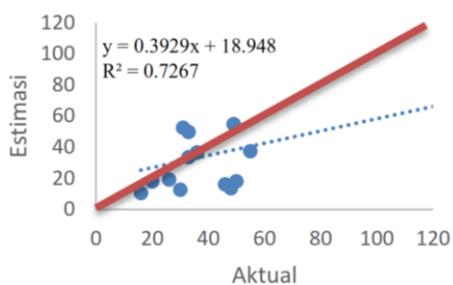
Nilai nutrisi pakan	Koefisien determinasi (R^2)
UFL	0.59
UFV	0.63
PDIA	0.72
ME	0.55
ED	0.76
OMD	0.73
ND	0.66
TID	0.00



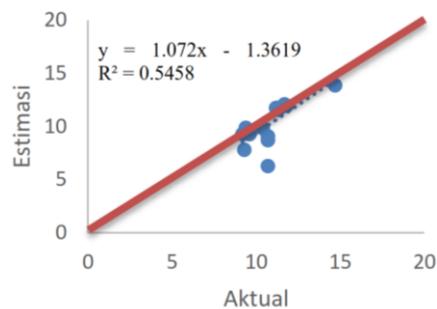
(a) UFL



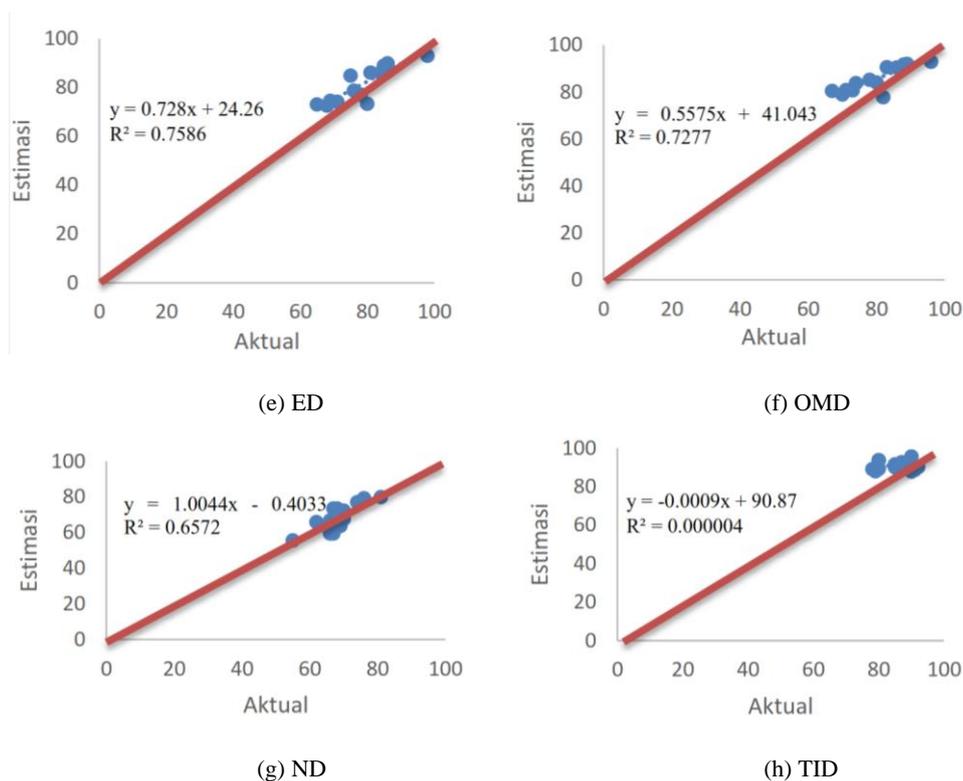
(b) UFL



(c) PDIA



(d) ME



Gambar 2 Grafik perbandingan nilai hasil estimasi model 8 *output* dengan data aktual

Hasil visualisasi (Gambar 2) menunjukkan bahwa secara umum nilai-nilai nutrisi hasil estimasi model 8 *output* dapat mengikuti pola nilai aktual, kecuali untuk PDIA (Gambar 2c) dan TID (Gambar 2h). Untuk PDIA, walaupun memiliki nilai R^2 sebesar 0.72 namun terlihat pada Gambar 2 sebaran nilainya tidak berada di dekat persamaan garis $y = x$. Hal ini sejalan dengan nilai MAPE untuk PDIA yang relatif besar dibandingkan dengan *output* yang lain. Dari hasil visualisasi Gambar 2h juga dapat dilihat bahwa nilai R^2 terkecil (0.00) dihasilkan oleh *output* TID karena berapa pun nilai aktual, hasil estimasi didapatkan sebesar kurang lebih 90. Hal ini berarti bahwa nilai estimasi tidak dapat mengikuti pola dari nilai aktualnya. Nilai MAPE yang kecil (7.89%) dari TID (Tabel 6) hanya menunjukkan bahwa nilai-nilai aktual TID memiliki keragaman yang relatif kecil dan berada di sekitar nilai 90.

SIMPULAN

Penelitian ini telah berhasil membuat model *Bayesian regularization backpropagation* yang dapat mengestimasi nilai nutrisi dengan baik. Model BRP terbaik adalah model dengan 8 *output* dengan catatan adanya kesalahan yang cukup besar untuk PDIA. Model 8 *output* tanpa memperhitungkan MAPE untuk PDIA menghasilkan nilai MAPE sebesar 8.42%. Dengan nilai MAPE kurang dari 10%, model 8 *output* ini layak untuk digunakan dalam estimasi nilai nutrisi pakan ruminansia.

Hasil penelitian juga menunjukkan bahwa model BRP dengan nilai RMSE yang lebih kecil belum tentu menghasilkan nilai MAPE yang lebih kecil juga. Oleh karena itu, untuk model BRP dengan banyak *output* dalam pemilihan model terbaik perlu dilihat nilai RMSE dan nilai MAPE yang dihasilkan.

DAFTAR PUSTAKA

- Febrisahrozi D. 2014. Estimasi utilisasi nutrisi melalui komposisi kimia pada pakan ternak ruminansia menggunakan metode artificial neural network [skripsi]. Bogor (ID): Institut Pertanian Bogor.
- Han J, Kamber M, Pei J. 2012. *Data Mining Concept and Techniques*. 3rd Edition. Waltam (US): Morgan Kaufmann.
- Herreman L, Nommensen P, Pennings B, Laus MC. 2020. Comprehensive overview of the quality of plant- And animalsourced proteins based on the digestible indispensable amino acid score. *Food Sci Nutr*. 8(10):1–13.
- Ivković M, Krstović S, Polovinski-Horvatović M, Beuković D, Pihler I, Glamočić D. 2021. Effect of partial substitution of corn with whole grain wheat in fattening lamb diets on their growth performance. *Contemporary Agriculture*. 70(3-4):135-139.
- Kaur H, Salaria DS. 2013. Bayesian regularization based neural network tool for software effort estimation. *Global J of Com Sci and Tech*. 13(D2):45-50.
- Khan I, Raja MAZ, Shoaib M, Kumam P, Alrabaiah H, Shah Z, Islam S. 2020. Design of neural network with Levenberg-Marquardt and Bayesian Regularization Backpropagation for solving pantograph delay differential equations. *IEEE Access*. (8):137918-137933. 10.1109/ACCESS.2020.3011820.
- Kim P. 2017. *Matlab Deep Learning With Machine Learning, Neural Networks and Artificial Intelligence*. Seoul(KOR): Apress.
- Mendenhall W, Beaver RJ, Beaver BM. 2020. *Introduction to Probability and Statistics 15th Ed, Metric Version*. United States of America (USA):Cengage Learning, Inc.
- Montgomery DC, Jennings CL, Kulahci M. 2015. *Introduction to Time Series Analysis and Forecasting*. New Jersey (NJ): John Wiley & Sons, Inc.
- Nazilah R. 2004. Kajian interaksi sifat fisik dan kimia bahan pakan serta pencernaan lemak pada kambing [skripsi]. Bogor (ID): Institut Pertanian Bogor.
- Nurfitriani RA, Muhammad N. 2017. *Pengetahuan Bahan Makanan Ternak*. Jakarta(ID): LIPI Press.
- Sandi S, Desiarni M, Asmak. 2018. Manajemen pakan ternak sapi potong di peternakan rakyat di Desa Sejaro Sakti Kecamatan Indralaya Kabupaten Ogan Ilir. *Jurnal Peternakan Sriwijaya*. 7(1):21-29.
- Sauvant D, Perez JM, Tran G, Ponter AAA. 2004. *Tables of Composition and Nutritional Value of Feed Materials (Pigs, Poultry, Cattle, Sheep, Goats, Rabbits, Horses and Fish)*. The Nederland (NL):Wageningen Academic Publishers.
- Tran H, Schlageter-Tello A, Caprez A, Miller PS, M. B. Hall MB, Weiss WP, Kononoff PJ. 2020. Development of feed composition tables using a statistical screening procedure. *J Dairy Sci*. 103:3786–3803.