

DOI: 10.29303/jrpb.v8i2.191
ISSN 2301-8119, e-ISSN 2443-1354
Tersedia online di <http://jrpb.unram.ac.id/>

**PENGEMBANGAN MODEL PREDIKSI LAJU PENGERINGAN PADA IRISAN
WORTEL (*Daucus carota*) BERBASIS REGRESI LINIER BERGANDA (RLB)
DAN JARINGAN SYARAF TIRUAN (JST)**

*Dry Rate Prediction Model of Carrot Slices (*Daucus carota*) based on Multiple Linear
Regression (MLR) and Artificial Neural Networks (ANN)*

Tri Wahyu Saputra^{1,*}, Sri Waluyo², Andrie Septiawan², Suci Ristiyana¹

¹Program Studi Agroteknologi, Fakultas Pertanian, Universitas Jember
Jl. Kalimantan No. 37 Jember 68121, Indonesia

²Jurusan Teknik Pertanian, Fakultas Pertanian, Universitas Lampung
Jl. Prof. Dr. Sumantri Brojonegoro No. 1, Bandar Lampung 35145, Indonesia

Email*): tw.saputra@unej.ac.id

Diterima: Juni 2020

Disetujui: September 2020

ABSTRACT

*Drying is a process of reducing water content as a result of heat transfer and water mass. Carrots (*Daucus carota*) are one of the ingredients that are often dried for additional instant food serving and their drying rate is an essential part to be studied. This research conducted to analyze the effect of thickness variations of carrot slices and developed prediction models for dry rate. The samples were fresh carrot slices at a thickness of 2 mm, 4 mm, and 6 mm with a water content of 90.72%. The measurement time was every 0.5 hours for 5.5 hours of drying with three replications. The one-way ANOVA test and DMRT resulted in a significant difference of each carrot slices thickness to dry rate with a significance level of 99%. Two prediction models were developed, namely the Multiple Linear Regression model (MLR) and the Artificial Neural Network model (ANN). Training and validation of the RLB model resulted in RMSE values of 10.622 and 10.409, then R^2 values of 0.66 and 0.64. While training and validation of the ANN model resulted in RMSE values of 1.237 and 2.099 then R^2 values of 0.996 and 0.992.*

Keywords: *artificial neural networks; dry rate; multiple linear regression; carrot*

ABSTRAK

Pengeringan merupakan proses pengurangan kadar air akibat dari perpindahan panas dan massa air. Wortel (*Daucus carota*) merupakan salah satu bahan yang sering dikeringkan untuk tambahan sajian makanan instan dan laju pengeringannya menjadi bagian penting untuk dikaji. Tujuan penelitian ini adalah untuk menganalisis pengaruh variasi ketebalan irisan wortel dan mengembangkan model prediksi terhadap laju pengeringan. Sampel penelitian berupa irisan wortel segar pada ketebalan 2 mm, 4 mm, dan 6 mm dengan kadar air sebesar 90,72%. Waktu pengukuran setiap 0,5 jam selama 5,5 jam pengeringan dengan tiga kali ulangan. Hasil uji sidik ragam satu arah dan DMRT menunjukkan adanya perbedaan yang signifikan pada tiap

ketebalan irisan wortel terhadap laju pengeringan dengan tingkat signifikansi 99%. Terdapat dua model prediksi yang dikembangkan, yaitu model regresi linier berganda (RLB) dan model jaringan syaraf tiruan (JST). Pelatihan dan validasi model RLB menghasilkan nilai RMSE sebesar 10,622 dan 10,409 kemudian nilai R^2 sebesar 0,660 dan 0,640. Sedangkan pelatihan dan validasi model JST menghasilkan nilai RMSE sebesar 1,237 dan 2,099 kemudian nilai R^2 sebesar 0,996 dan 0,992.

Kata kunci: jaringan syaraf tiruan; laju pengeringan; regresi linier berganda; wortel

PENDAHULUAN

Latar Belakang

Pengeringan merupakan proses mengurangi kadar air pada bahan pangan akibat dari perpindahan panas dan massa air baik secara konduksi, konveksi maupun radiasi (Maisnam *et al.*, 2016). Perkembangan teknologi menghasilkan proses pengeringan yang lebih baik dan makanan yang lebih berkualitas baik dari segi rasa, karakteristik fisik, maupun efisiensi penggunaan energinya dalam industri pengolahan makanan (Guiné, 2018).

Laju pengeringan adalah jumlah penurunan kadar air berbasis waktu pada bahan pangan yang banyak dipengaruhi oleh sifat fisik dan kimia dari bahan, ukuran bahan, bentuk bahan, dan komposisi kadar air bahan yang dikeringkan (Hariyadi, 2018). Analisis laju pengeringan sangat penting dilakukan untuk mengetahui proses penurunan kadar air yang terjadi dari awal proses pengeringan hingga mencapai kadar air konstan (Ramli *et al.*, 2018). Pentingnya laju pengeringan menjadi dasar pengembangan model prediksi laju pengeringan. Model prediksi dapat membantu menginterpretasikan hasil pengeringan tanpa perlu melakukan percobaan nyata di lapangan. Tentunya akan mempercepat proses analisis dengan variasi atau perlakuan yang berbeda.

Salah satu cara untuk pengembangan model prediksi adalah dengan mencocokkan fitur-fitur yang diamati dan dikaji menggunakan model regresi (Saputra *et al.*, 2017). Model regresi merupakan suatu model matematis yang menggambarkan hubungan antara variabel bebas dengan

variabel terikat melalui analisis statistik. Jika hanya satu variabel bebas yang digunakan maka disebut model Regresi Linear Sederhana (RLS), sedangkan jika lebih dari satu variabel bebas yang digunakan maka disebut model Regresi Linier Berganda (RLB) (Meisami-asl *et al.*, 2010). Pada analisis laju pengeringan, dijumpai hubungan variabel bebas dan variabel terikat yang non-linier antara waktu, karakteristik bahan maupun karakteristik pengeringan dengan penurunan kadar air bahan (Hadi *et al.*, 2019). Ketidaklinieran hubungan ini menjadi dasar dalam menggunakan model jaringan syaraf tiruan untuk prediksi laju pengeringan (Bai *et al.*, 2018).

Model prediksi laju pengeringan yang dikembangkan berupa model Regresi Linier Berganda (RLB) dan Jaringan Syaraf Tiruan (JST). Model RLB akan menghasilkan model linier sedangkan Model JST akan menghasilkan model non-linier. Kedua model tersebut perlu dibandingkan, sehingga diketahui model yang paling layak untuk dapat memprediksikan laju pengeringan pada irisan wortel (*Daucus carota*).

Tujuan

Tujuan dari penelitian ini adalah menganalisis pengaruh variasi ketebalan irisan wortel terhadap laju pengeringan. Pengembangan model Regresi Linier Berganda (RLB) dan Jaringan Syaraf Tiruan (JST) untuk memprediksi laju pengeringan juga merupakan target dari penelitian ini.

METODE PENELITIAN

Alat dan Bahan

Peralatan yang digunakan dalam penelitian ini adalah alat pengering tipe rak, jangka sorong, timbangan digital, dan termometer. Alat pengering tipe rak didesain menggunakan bahan utama besi dan kayu dengan pemanas elektrik sebagai daya pemanasnya. Dimensi alat pengering ini sebesar 50 cm x 50 cm x 15 cm untuk rak dan sebesar 95 cm untuk tinggi rangka besi dengan suhu pengeringan sebesar 40°C–60°C selama 6–8 jam sesuai objek bahan yang dikeringkan. Kipas yang dipasang pada alat pengering sebagai penghembus udara panas berukuran 16 inci dengan daya 18 Watt.

Bahan yang digunakan adalah wortel segar sebanyak 1.800 gram untuk sembilan kali pengeringan atau 200 gram tiap pengeringan. Wortel sebagai sampel penelitian adalah wortel dengan varietas Nantes yang diperoleh dari pasar dengan bentuk silindris, berujung tumpul, berdiameter sekitar 3-4 cm, dan panjangnya sekitar 16-19 cm.

Persiapan bahan

Wortel dikupas kulit luarnya dan dicuci lalu dipotong dengan bentuk persegi berukuran 2x2 cm. Selanjutnya, wortel diiris sesuai dengan tiga variasi ketebalan yaitu 2 mm, 4 mm, dan 6 mm.

Penentuan kadar air wortel segar

Analisis laju pengeringan dimulai dengan mencari kadar air total bahan terlebih dahulu menggunakan metode thermogravimetri. Metode ini dilakukan dengan cara memasukkan sampel irisan wortel ke dalam oven selama 24 jam dengan suhu 105°C. Kadar air wortel segar merupakan kadar air basis basah yang dihitung dengan Persamaan 1.

$$M_0 = \frac{W_0 - W_t}{W_0} \times 100\% \dots\dots\dots (1)$$

Keterangan:

- M_0 = kadar air wortel segar (%)
- W_0 = berat sebelum pengovenan (gram)
- W_t = berat setelah pengovenan (gram)

Pengeringan bahan

Parameter yang diukur dalam penelitian ini adalah bobot irisan wortel (W_t) tiap waktu pengukuran (30 menit). Pengukuran kelembaban atau RH tidak dilakukan karena proses pengeringan terjadi di tempat terbuka sehingga nilai RH mengikuti nilai RH lingkungan yang cenderung konstan. Irisan wortel dikeringkan secara konveksi paksa oleh hembusan udara panas dengan suhu 60°C dan berkecepatan 5 m/detik. Penimbangan bahan dilakukan setiap setengah jam sekali untuk mengetahui bobot air yang hilang dan berhenti pada saat berat wortel kering mencapai kondisi konstan dan tidak mengalami penurunan bobot atau dalam penelitian ini sampai 5,5 jam. Pengeringan wortel dilakukan sebanyak sembilan kali yaitu tiga kali ulangan pada tiga variasi ketebalan irisan.

Analisis laju pengeringan

Analisis laju pengeringan dilakukan pada data berat irisan wortel dalam proses pengeringan untuk mendapatkan kadar air bahan. Kadar air bahan dihitung dari kadar air total dikurangi akumulasi kadar air yang hilang seperti pada Persamaan 2.

$$M_t = M_0 - \left(\frac{W_0 - \sum_{i=1}^n W_i}{W_0} \times 100\% \right) \dots\dots\dots (2)$$

Keterangan:

- M_t = kadar air pada waktu tertentu (%)
- M_0 = kadar air wortel segar (%)
- W_0 = berat wortel segar (gram)
- W_i = berat wortel pada waktu tertentu (gram)

Analisis statistik

Analisis statistik dilakukan pada nilai rata-rata dari penjumlahan nilai laju pengeringan tiap waktu pengukuran (30

menit) pada tiga ulangan di tiap variasi ketebalan irisan. Analisis statistik yang digunakan adalah uji sidik ragam satu arah dengan tingkat signifikansi 99% dan akan dilanjutkan ke uji *Duncan Multiple Range Test* (DMRT) apabila terbukti berbeda nyata.

Pengembangan model Prediksi Regresi linier Berganda (RLB)

Pembuatan model RLB dilakukan untuk mendapatkan persamaan linier antara variabel waktu pengeringan dan ketebalan bahan sebagai variabel bebas dan kadar air sebagai variabel terikat. Persamaan linier yang dibentuk dari model RLB seperti pada Persamaan 3.

$$y = ax_1 + bx_2 + k \dots\dots\dots (3)$$

Keterangan:

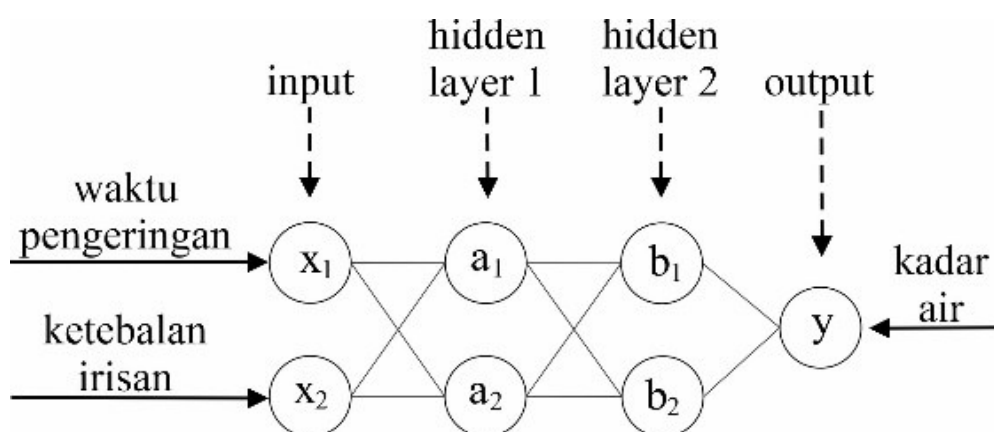
- y = nilai kadar air (%)
- x_1 = waktu pengeringan (jam)
- x_2 = ketebalan irisan wortel (mm)
- a = koefisien dari x_1
- b = koefisien dari x_2
- k = konstanta persamaan

Pengembangan model Jaringan Syaraf Tiruan (JST)

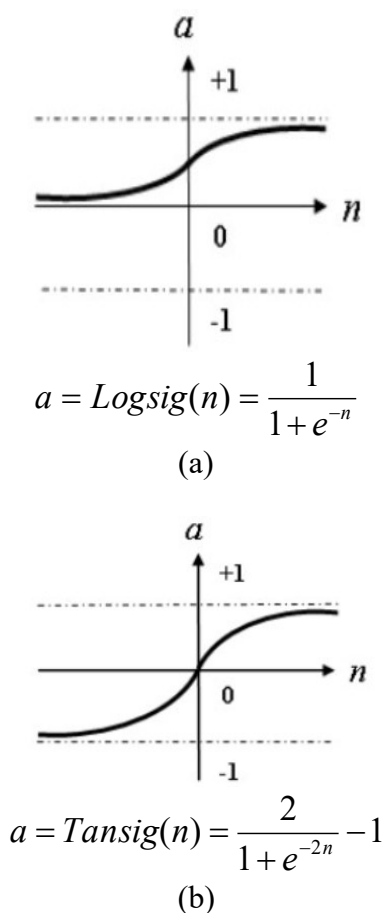
Pembuatan model JST dilakukan untuk mendapatkan persamaan non-linier antara variabel waktu pengeringan dan ketebalan bahan sebagai variabel bebas dan kadar air sebagai variabel terikat.

Model JST yang dikembangkan seperti pada Gambar 1 merupakan JST tipe *backpropagation* dengan metode pelatihan terawasi (*supervised learning*). Arsitektur jaringan yang digunakan adalah 2-2-2-1 yang berarti 2 *node input*, 2 *node hidden layer 1*, 2 *node hidden layer 2*, dan 1 *node output*. Tipe pelatihan jaringan yang digunakan adalah *trainlm* (*Levenberg-Marquardt*) dengan *learning rate* jaringan sebesar 0,01 dan iterasi sebesar 1.000 kali.

Variasi fungsi aktivasi merupakan kombinasi dari fungsi aktivasi *logsig* dan *tansig* (seperti pada Gambar 2) pada arsitektur JST (Haryanto *et al.*, 2020). fungsi aktivasi yang dilatih dan diuji berjumlah delapan variasi yaitu *logsig-logsig-logsig*, *logsig-tansig-logsig*, *tansig-tansig-logsig*, *tansig-logsig-logsig*, *tansig-logsig-tansig*, *tansig-tansig-tansig*, *logsig-tansig-tansig* dan *logsig-logsig-tansig* (Wijaya *et al.*, 2020).



Gambar 1. Arsitektur JST untuk prediksi laju pengeringan



Gambar 2. Representasi dari fungsi aktivasi logsig (a) dan tansig (b)

Validasi Model

Model RLB dan model JST diuji keakurasiannya dengan nilai *Root Mean Square Error* (RMSE) dan nilai koefisien determinasi (R^2). Uji *Root mean square error* (RMSE) seperti pada Persamaan 4 adalah uji untuk mengukur kinerja model dengan cara mengukur besarnya kesalahan pendugaan antara nilai observasi dan nilai prediksi. Semakin rendah nilai RMSE maka

model semakin akurat (Chai & Draxler, 2014).

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2} \dots\dots\dots (4)$$

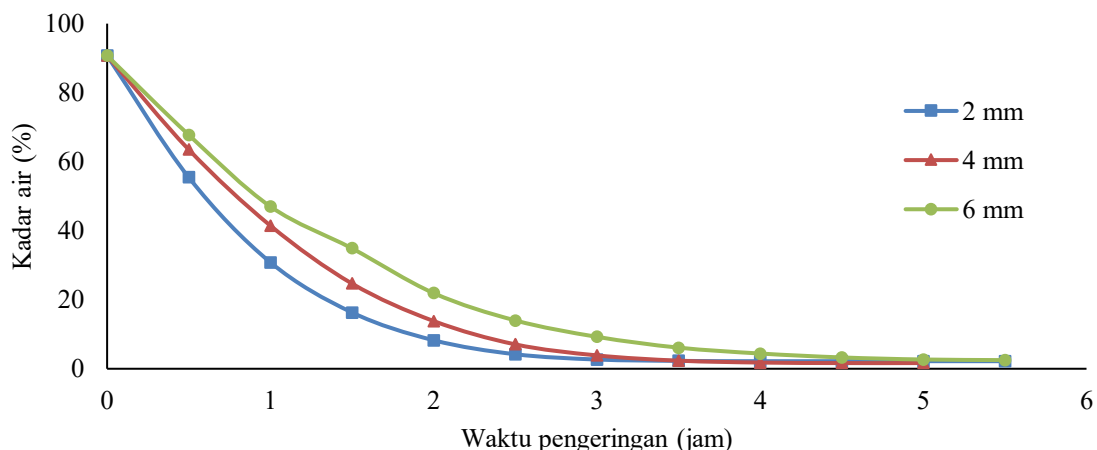
Keterangan:

- n = jumlah data
- O_i = nilai observasi ke-i
- P_i = nilai prediksi ke-i

Koefisien determinasi (R^2) digunakan untuk mengukur besarnya proporsi variasi nilai prediksi apabila dibandingkan dengan nilai observasi. Rentang nilai koefisien determinasi dari 0 sampai 1. Apabila nilai $R^2 = 0$ atau $R^2 \approx 0$ maka model tidak dapat digunakan untuk membuat perkiraan nilai yang diprediksi sedangkan jika nilai $R^2 = 1$ atau $R^2 \approx 1$ maka model dianggap baik dan akurat dalam memprediksi nilai yang diinginkan (Zhang, 2017).

HASIL DAN PEMBAHASAN

Pada Gambar 3 dapat dilihat bahwa Semakin tipis irisan wortel yang digunakan pada penelitian ini, maka semakin cepat waktu pengeringan. Kadar air yang digunakan pada awal pengujian di setiap ketebalan wortel (2 mm, 4 mm, dan 6 mm) adalah sebesar 90,72%. Laju penurunan kadar air pada ketiga ketebalan tersebut bergerak secara eksponensial yang menunjukkan penurunan secara cepat pada dua jam pertama lalu bergerak perlahan sampai mencapai kadar air konstan.



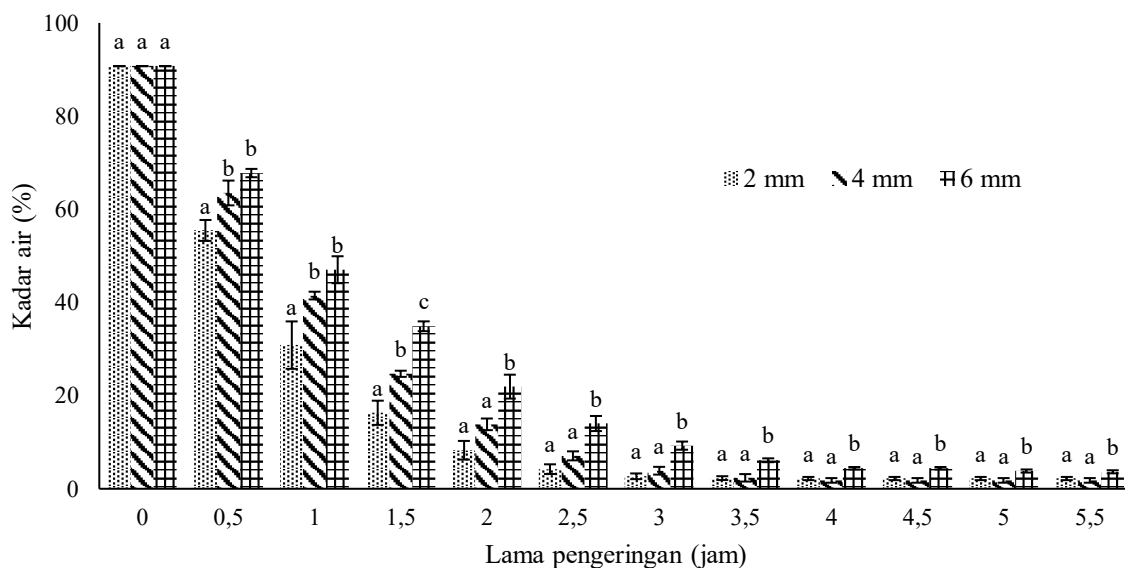
Gambar 3. Grafik laju pengeringan pada variasi ketebalan irisan wortel

Hasil uji sidik ragam satu arah pada data jumlah kadar air tiap ulangan dengan tingkat signifikansi 99% menghasilkan nilai F_{hitung} sebesar 36,57 dan F_{tabel} sebesar 10,92. Nilai $F_{hitung} > F_{tabel}$ memberikan kesimpulan bahwa H_0 ditolak dan H_1 diterima sehingga variasi ketebalan irisan wortel memberikan perbedaan yang signifikan pada laju pengeringan. Hasil uji *Duncan Multiple Range Test* (DMRT) pada Tabel 1 juga menunjukkan perbedaan yang signifikan di tiap ketebalan irisan yang dicirikan notasi huruf yang berbeda (a, b, dan c). Nilai yang tertera di Tabel 1 merupakan nilai rata-rata dari penjumlahan nilai laju pengeringan tiap waktu pengukuran (30 menit) pada tiga ulangan. Nilai tersebut, yaitu

128,83±11,91%, 172,38±2,89%, dan 217,2±10,34% untuk ketebalan irisan 2, 4, dan 6 mm. Interpretasi nilai standar deviasi dan tingkat signifikansi melalui huruf a, b, dan c secara lebih detail per waktu pada tiga variasi ketebalan irisan wortel dapat dilihat pada Gambar 4.

Tabel 1. Hasil uji DMRT pada variasi ketebalan irisan wortel

Ketebalan irisan	Nilai rata-rata	Standar deviasi
2 mm	128,83 ^a	11,91
4 mm	172,38 ^b	2,89
6 mm	217,25 ^c	10,34



Gambar 4. Grafik Interpretasi nilai standar deviasi dan tingkat signifikansi pada variasi ketebalan irisan wortel

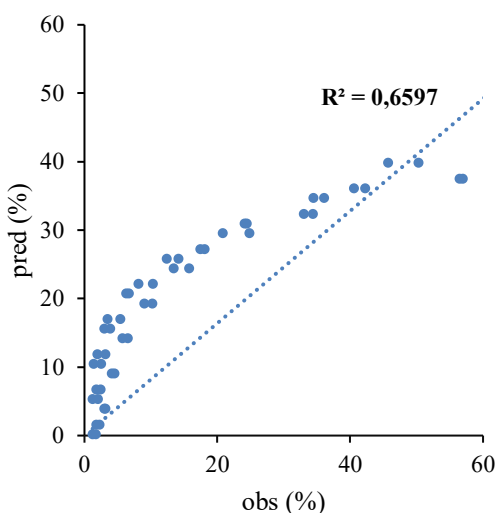
Model Regresi Linier Berganda (RLB)

Model Regresi Linier Berganda (RLB) merupakan pengembangan dari Model Regresi Linier Sederhana yang hanya menggunakan satu variabel input dan bukan regresi non-linier seperti regresi eksponensial atau regresi logaritmik. Jumlah data untuk pengembangan Model RLB menggunakan proporsi 2:1 yaitu 2/3 data untuk pelatihan atau 66 data dan 1/3 data untuk pengujian atau 33 data. Model RLB yang dikembangkan dari data latih dapat dilihat pada Persamaan 5 dan Grafik observasi vs prediksi dari hasil pelatihan dapat dilihat pada Gambar 5.

$$y = -10,25 x_1 + 1,86 x_2 + 38,89 \dots \dots \dots (5)$$

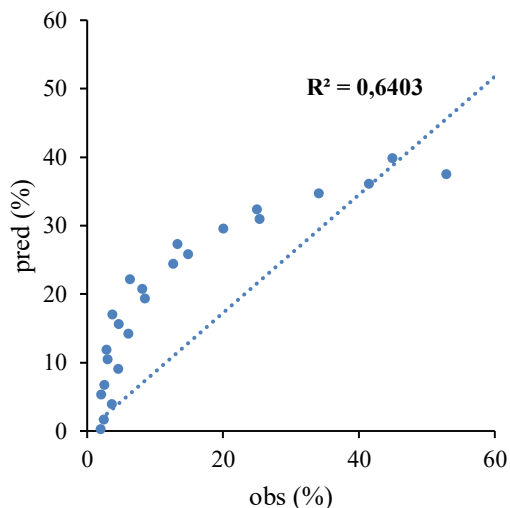
Keterangan:

- y = nilai kadar air (%)
- x_1 = waktu pengeringan (jam)
- x_2 = ketebalan irisan wortel (mm)



Gambar 5. Grafik observasi vs prediksi pada hasil pelatihan model RLB

Fungsi persamaan matematis dari RLB digunakan untuk validasi sehingga dapat diketahui keakurasian model. Grafik observasi vs prediksi dari hasil validasi dapat dilihat pada Gambar 6.



Gambar 6. Grafik observasi vs prediksi pada hasil validasi model RLB

Model Jaringan Syaraf Tiruan (JST)

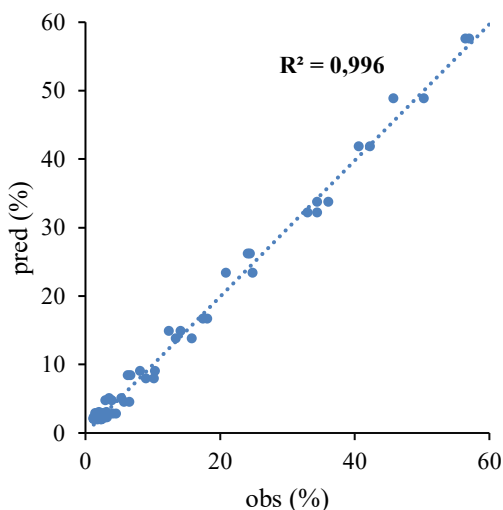
Data model Jaringan Syaraf Tiruan (JST) juga dikembangkan dengan data yang sama dengan data pengembangan model RLB. Model JST yang dikembangkan merupakan JST tipe *backpropagation* dengan metode pelatihan terawasi (*supervised learning*). Arsitektur jaringan yang digunakan adalah 2 *node input*, 2 *node hidden layer 1*, 2 *node hidden layer 2*, dan 1 *node output*.

Hasil pengembangan model JST dapat dilihat pada Tabel 2 yang menunjukkan bahwa fungsi aktivasi *logsig-tansig-logsig* merupakan fungsi aktivasi terbaik yang menghasilkan nilai RMSE terkecil dan nilai R^2 terbesar. Grafik observasi vs prediksi dari hasil pelatihan dan hasil validasi data dilihat pada Gambar 7 dan 8.

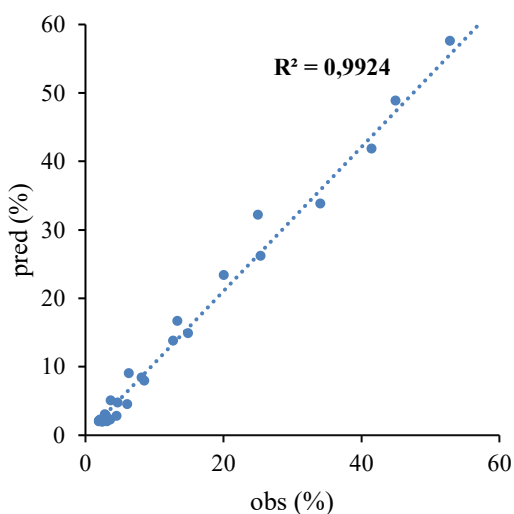
Tabel 2. Perbandingan hasil pelatihan dan validasi model JST berbagai variasi fungsi aktivasi

fungsi aktivasi	pelatihan		validasi	
	RMSE	R^2	RMSE	R^2
<i>logsig-logsig-logsig</i>	1,252	0,996	2,110	0,992
<i>logsig-logsig-tansig</i>	0,902	0,998	2,424	0,989
<i>logsig-tansig-logsig</i>	1,237	0,996	2,099	0,992

<i>tansig-logsig-logsig</i>	1,105	0,997	2,150	0,992
<i>tansig-tansig-tansig</i>	1,526	0,994	2,261	0,990
<i>tansig-tansig-logsig</i>	1,238	0,996	2,099	0,992
<i>tansig-logsig-tansig</i>	19,61	0,000	18,42	0,000
<i>logsig-tansig-tansig</i>	0,909	0,998	2,320	0,990



Gambar 7. Grafik observasi vs prediksi pada hasil pelatihan model JST



Gambar 8. Grafik observasi vs prediksi pada hasil validasi model JST

Model JST ditransformasikan ke dalam bentuk persamaan matematis untuk menyederhanakan analisis secara manual yang tertulis pada Persamaan 6 sampai 18. Nilai 5,5 dan 6 merupakan nilai normalisasi data pada nilai input waktu pengeringan (x_1) dan ketebalan irisan (x_2), sehingga nilai

input yang akan dikalkulasikan berada pada rentang 0–1.

$$x_3 = \frac{x_1}{5,5} \dots\dots\dots (6)$$

$$x_4 = \frac{x_2}{6} \dots\dots\dots (7)$$

$$y_1 = 12,92 x_3 - 3,22 x_4 - 2,62 \dots\dots\dots (8)$$

$$y_2 = -12,49 x_3 + 0,88 x_4 - 5,547 \dots\dots\dots (9)$$

$$y_3 = \frac{1}{1 + e^{-y_1}} \dots\dots\dots (10)$$

$$y_4 = \frac{1}{1 + e^{-y_2}} \dots\dots\dots (11)$$

$$y_5 = 6,03 y_3 + 25,52 y_4 - 8,34 \dots\dots\dots (12)$$

$$y_6 = 0,22 y_3 - 8,3 y_4 + 1,74 \dots\dots\dots (13)$$

$$y_7 = \frac{2}{1 + e^{-2y_5}} - 1 \dots\dots\dots (14)$$

$$y_8 = \frac{2}{1 + e^{-2y_6}} - 1 \dots\dots\dots (15)$$

$$y_9 = -57,47 y_7 - 109,97 y_8 + 45,85 \dots\dots\dots (16)$$

$$y_{10} = \frac{1}{1 + e^{-y_9}} \dots\dots\dots (17)$$

$$y = y_{10} \times 68,79 \dots\dots\dots (18)$$

Perbandingan Model

Hasil pengembangan Model RLB dan Model JST yang telah divalidasi ditunjukkan dengan nilai RMSE dan koefisien determinasi (R^2). Model dikatakan paling baik apabila menghasilkan nilai RMSE terkecil dan nilai R^2 terbesar karena menunjukkan keakurasian hasil prediksi. Perbandingan hasil pengembangan model prediksi ditunjukkan pada Tabel 3.

Tabel 3 yang merupakan tabel perbandingan antara hasil Model Regresi Linier Berganda (RLB) dan Jaringan Syaraf Tiruan (JST) menunjukkan model JST lebih akurat untuk prediksi laju pengeringan

untuk pengeringan wortel segar dengan variabel waktu dan ketebalan irisan. Nilai RMSE model JST lebih kecil 88% pada hasil pelatihan dan 80% pada hasil validasi sedangkan nilai R^2 model JST lebih besar 51% pada hasil pelatihan dan 55% pada hasil validasi daripada model RLB.

Keakuratan model JST dalam memprediksikan hasil juga telah dibuktikan dalam beberapa penelitian yang terkait laju pengeringan bahan pangan. Hasil penelitian tersebut menunjukkan bahwa koefisien determinasi Model JST di atas 0,9 atau

sangat akurat. Hasil-hasil penelitian tersebut dikompilasi pada Tabel 4.

Tabel 3. Perbandingan hasil pelatihan dan validasi model prediksi

Pelatihan		
Model	RMSE	R^2
RLB	10,622	0,660
JST	1,237	0,996
Validasi		
Model	RMSE	R^2
RLB	10,409	0,640
JST	2,099	0,992

Tabel 4. Hasil penelitian yang terkait pengembangan model JST dalam memprediksi laju pengeringan bahan pangan

Bahan pangan	Variabel input	Hasil pengembangan	Referensi
Wortel	- Ketebalan irisan - Waktu pengeringan	$R^2 = 0.992$ RMSE = 2,099	Penelitian ini
Apel	- suhu pengeringan - Kecepatan aliran udara pengeringan	RE = 1,3 sampai 3,85	(Di Scala <i>et al.</i> , 2013)
Kiwi	- Waktu pengeringan - Suhu pengeringan	$R^2 = 0.9834$	(Mahjoorian <i>et al.</i> , 2017)
Ginkgo biloba	- Daya listrik <i>microwave</i> - Waktu pengeringan	$R^2 = 0.9834$ RMSE = 0,0014	(Bai <i>et al.</i> , 2018)

*) R^2 = koefisien determinasi, RMSE = *Root Mean Squared Error*; RE = *Relative Error*

KESIMPULAN DAN SARAN

Kesimpulan

Hasil uji sidik ragam satu arah dan DMRT menunjukkan adanya perbedaan yang signifikan pada tiap ketebalan irisan wortel terhadap laju pengeringan dengan tingkat signifikansi 99%. Pelatihan dan validasi model regresi linier berganda (RLB) menghasilkan nilai RMSE sebesar 10,622 dan 10,409, serta nilai R^2 sebesar 0,660 dan 0,640. Sedangkan pelatihan dan validasi model jaringan syaraf tiruan (JST) menghasilkan nilai RMSE sebesar 1,237 dan 2,099, serta nilai R^2 sebesar 0,996 dan 0,992.

Saran

Perlu adanya penelitian lanjutan yang terkait dengan penggunaan model prediksi lain, sehingga dapat dikomparasi hasilnya

antara model RLB atau JST dengan model lainnya. Perlu juga adanya penelitian yang terkait uji absorpsi wortel kering untuk kajian bahan pangan instan dan juga dilakukan pengembangan model prediksi terkait laju absorpsi wortel kering tersebut.

DAFTAR REFERENSI

- Bai, J. W., Xiao, H. W., Ma, H. Le, & Zhou, C. S. (2018). Artificial Neural Network Modeling of Drying Kinetics and Color Changes of Ginkgo Biloba Seeds during Microwave Drying Process. *Journal of Food Quality*, 2018, 1–8
- Chai, T., & Draxler, R. R. (2014). Root Mean Square Error (RMSE) or Mean Absolute Error (MAE)? -Arguments Against Avoiding RMSE in The

- Literature. *Geoscientific Model Development*, 7(3), 1247–1250.
- Di Scala, K., Meschino, G., Vega-Gálvez, A., Lemus-Mondaca, R., Roura, S., & Mascheroni, R. (2013). An Artificial Neural Network Model for Prediction of Quality Characteristics of Apples During Convective Dehydration. *Food Science and Technology*, 33(3), 411–416.
- Guiné, R. P. F. (2018). The Drying of Foods and Its Effect on the Physical-Chemical, Sensorial and Nutritional Properties. *ETP International Journal of Food Engineering*, 4(2), 93–100.
- Hadi, T., Bendiyasa, I. M., & Sudiyo, R. (2019). Studi Pengerangan Bambu dengan Pemanfaatan Gas Buang (Flue Gas) Pembakaran Gerabah. *Jurnal Ilmiah Rekayasa Pertanian Dan Biosistem*, 7(1), 34–42.
- Hariyadi, T. (2018). Pengaruh Suhu Operasi terhadap Penentuan Karakteristik Pengerangan Busa Sari Buah Tomat Menggunakan Tray Dryer. *Jurnal Rekayasa Proses*, 12(2), 46.
- Haryanto, A., Saputra, T. W., Telaumbanua, M., & Gita, A. C. (2020). Application of Artificial Neural Network to Predict Biodiesel Yield from Waste Frying Oil Transesterification. *Indonesian Journal of Science & Technology*, 5(1), 62–74.
- Mahjoorian, A., Mokhtarian, M., Fayyaz, N., Rahmati, F., Sayyadi, S., & Ariaii, P. (2017). Modeling Of Drying Kiwi Slices and Its Sensory Evaluation. *Food Science and Nutrition*, 5(3), 466–473.
- Maisnam, D., Rasane, P., Dey, A., Kaur, S., & Sarma, C. (2016). Recent Advances In Conventional Drying of Foods. *Journal of Food Technology and Preservation*, 1(1), 25–34.
- Meisami-asl, E., Rafiee, S., Keyhani, A., & Tabatabaeefar, A. (2010). Determination of Suitable Thin Layer Drying Curve Model For Apple Slices (variety-Golab). *Plant OMICS*, 3(3), 103–108.
- Ramli, I. A., Jamaluddin P, J. P., & Yanto, S. (2018). Laju Pengerangan Gabah Menggunakan Pengerangan Tipe Efek Rumah Kaca (Erk). *Jurnal Pendidikan Teknologi Pertanian*, 3(3), 158–164.
- Saputra, T. W., Masithoh, R. E., & Achmad, B. (2017). Development of Plant Growth Monitoring System Using Image Processing Techniques Based on Multiple Images. *Proceeding of the 1st International Conference on Tropical Agriculture*, 647–653.
- Wijaya, R., Hariono, B., Saputra, T. W., & Rukmi, D. L. (2020). Development of Plant Monitoring Systems based on Multi-Camera Image Processing Techniques on Hydroponic System. *IOP Conference Series: Earth and Environmental Science*, 411(1), 1–9.
- Zhang, D. (2017). A Coefficient of Determination for Generalized Linear Models. *American Statistician*, 71(4), 310–316.