

Komparasi model support vector machine dan backpropagation dalam peramalan jumlah wisatawan mancanegara di provinsi Bali

Comparison of support vector machine and backpropagation models in forecasting the number of foreign tourists in Bali province

Imelda Alvionita Tarigan^{*)}, I Putu Agung Bayupati, Gusti Agung Ayu Putri

Program Studi Teknologi Informasi, Fakultas Teknik, Universitas Udayana
Bukit Jimbaran, Badung, Bali, Indonesia 80361

Cara sitasi: I. A. Tarigan, I P. A. Bayupati, and G. A. A. Putri, "Komparasi model support vector machine dan backpropagation dalam peramalan jumlah wisatawan mancanegara di provinsi Bali," *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, vol. 9, no. 2, pp. 90-95, 2021. doi: [10.14710/jtsiskom.2021.13847](https://doi.org/10.14710/jtsiskom.2021.13847), [Online].

Abstract – Tourism in Bali is one of the major industries which play an important role in developing the global economy in Indonesia. Good forecasting of tourist arrival, especially from foreign countries, is needed to predict the number of tourists based on past information to minimize the prediction error rate. This study compares the performance of SVM and Backpropagation to find the model with the best prediction algorithm using data from foreign tourists in Bali Province. The results of this study recommend the best forecasting using the SVM model with the radial kernel function. The best accuracy of the SVM model obtained the lowest error values of MSE 0.0009, MAE 0.0186, and MAPE 0.0276, compared to Backpropagation which obtained MSE 0.0170, MAE 0.1066, and MAPE 0.1539.

Keywords – tourism; prediction; number of tourist; SVM; kernel; Backpropagation

Abstrak – Pariwisata di Bali merupakan salah satu industri besar yang penting dalam perkembangan ekonomi global di Indonesia. Prediksi jumlah kedatangan turis, terutama dari mancanegara, diperlukan. Model peramalan yang baik perlu dilakukan untuk memprediksi jumlah wisatawan tersebut berdasarkan informasi pada masa lalu sehingga tingkat kesalahannya dapat diperkecil. Penelitian ini membandingkan performa SVM dan Backpropagation untuk menemukan model prediksi jumlah wisatawan dengan performa yang paling baik menggunakan data wisatawan mancanegara di Provinsi Bali. Hasil penelitian ini merekomendasikan peramalan paling baik menggunakan model SVM dengan fungsi kernel radial. Tingkat akurasi terbaik SVM memperoleh nilai kesalahan terendah, yaitu MSE 0,0009, MAE 0,0186, dan MAPE 0,0276, dibandingkan Backpropagation yang memperoleh

nilai kesalahan MSE 0,0170, MAE 0,1066, dan MAPE 0,1539.

Kata kunci – pariwisata; jumlah turis; prediksi; SVM; kernel; Backpropagation

I. PENDAHULUAN

Pariwisata adalah sektor ekonomi terkemuka yang menghasilkan pertumbuhan ekonomi di dunia. Berdasarkan data dari *World Travel & Tourism Council* tercatat bahwa sektor pariwisata dan perjalanan memberikan kontribusi sebesar 10,4% dari PDB Global dan menyerap tenaga kerja sebanyak 319 juta orang, atau 10% dari total tenaga kerja pada tahun 2018 [1]. Jumlah kunjungan wisatawan mancanegara merupakan salah satu indikator terkait perkembangan pariwisata.

Data yang diperoleh dari Badan Pusat Statistik Provinsi Bali menunjukkan bahwa jumlah wisatawan mancanegara yang berkunjung ke Bali pada tahun 2007-2008 cenderung mengalami peningkatan. Meskipun dilihat dari data kedatangan tiap bulan, terdapat jumlah wisatawan yang mengalami penurunan jika dibandingkan dengan bulan yang sama di tahun sebelumnya [2]. Pengaruh pariwisata Bali cukup penting untuk membantu menambah pendapatan negara dari sektor ekonomi, diperlukan strategi untuk mengurangi dampak buruk yang dapat mengakibatkan penurunan jumlah wisatawan mancanegara yang berkunjung. Salah satu cara untuk mengantisipasi hal tersebut adalah melakukan peramalan jumlah wisatawan mancanegara di periode mendatang. Hasil peramalan berdasarkan penelitian dari data histori kedatangan jumlah wisatawan mancanegara dapat menghasilkan prediksi ilmiah yang lebih baik dan mampu menjadi strategi yang baik bagi industri pariwisata.

SVM dan Backpropagation dapat menangani permasalahan dan mampu melakukan peramalan deret waktu [3],[4]. Algoritme SVM mencari *hyperplane* terbaik di antara dua kelas dengan cara mengukur margin *hyperplane* dan mencari titik maksimalnya. SVM dimodifikasi dengan memasukkan fungsi kernel agar mampu menyelesaikan permasalahan non-linear.

^{*)} Penulis korespondensi (Imelda Alvionita)
Email: imeldaalvionita@student.unud.ac.id,
bayupati@unud.ac.id

Data dipetakan oleh fungsi ke ruang vektor yang berdimensi lebih tinggi [5]. Metode Backpropagation mampu menggambarkan struktur jaringan dan fungsi otak manusia yang melibatkan tiga lapisan yaitu memperkenalkan jaringan (masukan), data diproses (layer tersembunyi), dan hasil keluaran (keluaran) dari masukan oleh lapisan awal [6].

Beragam kajian telah dilakukan terkait peramalan wisatawan mancanegara adalah peramalan wisatawan mancanegara di Indonesia. Peramalan pintu masuk Bandara Ngurah Rai Bali berdasarkan pintu masuk menggunakan data bulanan pada tahun 2008-2016 diimplementasikan dengan metode SVM dan fungsi kernel radial [7]. Di aplikasi lain, Mutmainnah [8] menggunakan SVM untuk prediksi harga saham. Misriati [9] melakukan peramalan wisatawan mancanegara yang berkunjung ke Lombok menggunakan Backpropagation berdasarkan data kunjungan tahun 2010-2014. Apriana dan Handayani [10] melakukan peramalan menggunakan metode SVM dan Backpropagation diimplementasikan untuk peramalan beban listrik. Hasil yang diperoleh prediksi SVM lebih akurat karena memperoleh RMSE terendah bernilai 0,034, sedangkan Backpropagation bernilai 0,035.

Namun, kajian tersebut belum membahas perbandingan model prediksi terbaik untuk peramalan jumlah wisatawan mancanegara, terutama di provinsi Bali. Penelitian ini bertujuan membandingkan kinerja SVM dan Backpropagation untuk memperoleh model dengan performa prediksi paling baik. Prediksi menggunakan data jumlah wisatawan mancanegara perbulan dari tahun 2007-2019 di provinsi Bali. Model yang diperoleh diharapkan mampu menyediakan sistem yang mendukung pihak pelaku industri wisata dalam mendeteksi jumlah wisatawan mancanegara, terutama di provinsi Bali.

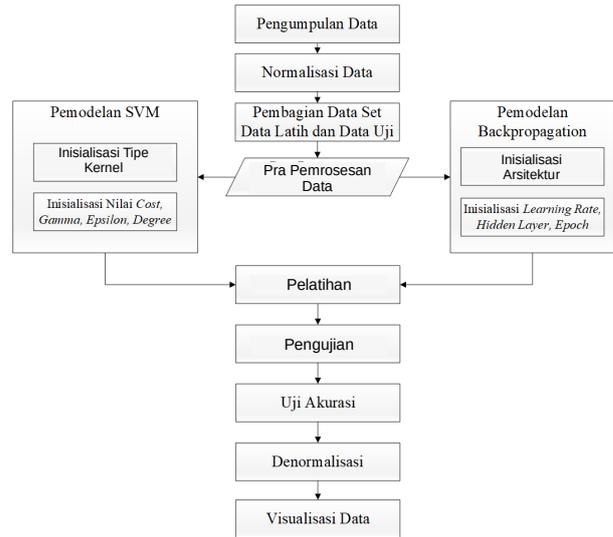
II. METODE PENELITIAN

Alur penelitian untuk melakukan perbandingan kinerja model prediksi SVM dan Backpropagation dinyatakan dalam Gambar 1. Variabel yang digunakan untuk melakukan peramalan jumlah wisatawan mancanegara adalah jumlah wisatawan tiap bulan. Data diperoleh dari Dinas Pariwisata Provinsi Bali. Data yang digunakan adalah data jumlah wisatawan mancanegara perbulan dari tahun 2007-2019.

Berdasarkan data yang diperoleh, dilakukan normalisasi data. Normalisasi dilakukan menggunakan formula Min-Max dengan skala 0-1 seperti pada Persamaan 1. Parameter X menyatakan data normal, X_0 data aktual, X_{max} maksimum data aktual keseluruhan, dan X_{min} minimum data aktual keseluruhan.

$$X' = \frac{0.8(X_0 - X_{min})}{X_{max} - X_{min}} + 0.1 \quad (1)$$

Pembagian data set dilakukan untuk data latih dan data uji. Skenario yang dilakukan pada tahap ini adalah membagi data menjadi data latih dan data uji dengan perbandingan 80:20. Data latih digunakan untuk



Gambar 1. Alur penelitian keseluruhan

menentukan parameter terbaik untuk peramalan. Parameter yang terpilih diaplikasikan pada data uji. Data latih dimulai dari bulan Januari 2007 sampai Desember 2016, sedangkan data uji dimulai dari bulan Januari 2017 sampai Desember 2019.

Prapengolahan data dilakukan dengan pemrograman R yang mampu melakukan pengolahan data dan analisis statistik di IDE R Studio [11]. Penambahan paket *e1071* dilakukan untuk membangun model SVM dan *neuralnet* untuk Backpropagation. Pada pemodelan SVM dilakukan inisialisasi tipe kernel, nilai *cost*, *gamma*, *epsilon*, dan *degree*, sedangkan pemodelan Backpropagation dilakukan inisialisasi arsitektur jumlah masukan, lapisan tersembunyi, keluaran, laju pembelajaran, dan *epoch*.

Pelatihan data dilakukan untuk melatih model. Pengujian data dilakukan untuk mengukur performa model yang sudah dilatih sebelumnya ketika menemukan data baru yang belum pernah dilihat sebelumnya. Pengujian akurasi dilakukan untuk mengukur performa dari kedua model dengan menggunakan ukuran akurasi peramalan, yaitu *Mean Square Error* (MSE), *Mean Absolute Error* (MAE), dan *Mean Absolute Percentage Error* (MAPE). Ukuran ini dilakukan menggunakan paket *metrics* [12]. Nilai MSE, MAE, dan MAPE dinyatakan dalam Persamaan 2-4. MSE menghitung perbedaan kuadrat kesalahan antara nilai hasil peramalan dengan nilai aktualnya. MAE mempresentasikan rata-rata kesalahan absolut nilai antara hasil peramalan dengan nilai aktualnya. MAPE menyatakan persentase kesalahan nilai hasil peramalan dengan nilai aktualnya selama periode tertentu.

$$MSE = \sum \frac{(A_t - F_t)^2}{n} \quad (2)$$

$$MAE = \sum \frac{|A_t - F_t|}{n} \quad (3)$$

$$MAPE = \left(\frac{100}{n} \right) \sum \left| \frac{A_t - F_t}{A_t} \right| \quad (4)$$

Denormalisasi dilakukan pada hasil peramalan dari model paling baik dan bertujuan mengubah kembali data hasil prediksi ke awal untuk menjaga kestabilan dan menghalangi kerancuan data, seperti dinyatakan pada Persamaan 5 [13]. Parameter X_i menyatakan nilai denormalisasi, y nilai keluaran, X_{max} data nilai maksimum, dan X_{min} data nilai minimum. visualisasi data menggunakan plot untuk mempermudah pemahaman dan analisis berdasarkan data yang telah diolah untuk peramalan.

$$X_i = \frac{(y - 0.1)(X_{max} - X_{min})}{0.8} + X_{min} \quad (5)$$

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

Penelitian ini berfokus pada komparasi model SVM dengan Backpropagation dalam melakukan peramalan jumlah wisatawan Provinsi Bali. Pembahasan dimulai dengan menentukan parameter terbaik pada tiap metode, dan dilanjutkan dengan komparasi antar kedua metode.

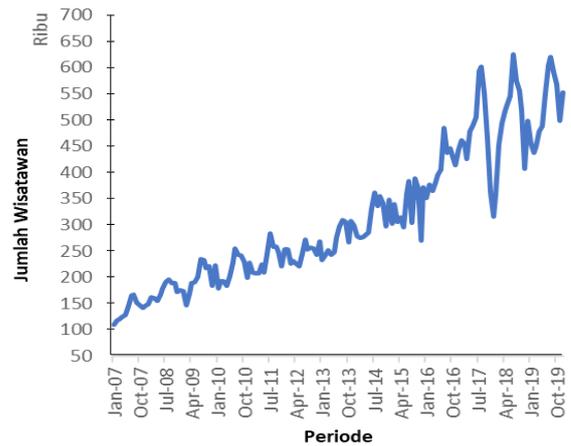
Grafik data wisatawan mancanegara perbulan dari tahun 2007 sampai 2019 ditunjukkan pada Gambar 2. Data kedatangan wisatawan mancanegara tersebut adalah dari periode bulan Januari tahun 2007 hingga Desember tahun 2019 (13 Tahun atau 156 Bulan) dan diambil dari Badan Pusat Statistik Provinsi Bali sebelum dilakukan normalisasi.

A. Prediksi dengan SVM

SVM menggunakan aturan pemisahan optimal. prototipe masukan dipindahkan ke ruang fitur dimensi tinggi dengan menggunakan metode pemetaan non-linear. Aturan ini memilih *hyperplane* pemisah yang optimal dengan jarak maksimum antara kelas yang dapat dipisahkan [14]. R Studio pada paket *e1071* mampu membangun model SVM dari data latih yang ditetapkan seperti Tabel 1.

SVM dapat bekerja pada data non-linear dengan menggunakan pendekatan kernel. Fungsi kernel yang digunakan dalam kajian ini adalah radial, linear, dan polynomial. Fungsi kernel digunakan untuk melakukan pemetaan dimensi awal (dari dimensi rendah) himpunan data ke dimensi baru (dimensi lebih tinggi) [15]. Pengoptimalan model dilakukan dengan melakukan seleksi parameter menggunakan jangkauan *epsilon* 0-0,1, *cost* 0,1-100, dan *gamma* 0,1-10 untuk melatih SVM dalam menemukan *hyperplane* terbaik [16]. Hasil latih SVM dengan parameter terbaik dinyatakan dalam Tabel 2.

Parameter *SVM-Type* menyatakan tipe SVM yang digunakan, *SVM-Kernel* tipe kernel yang digunakan, *cost* bobot sampel di dalam margin, *degree* derajat (*default* 3, linear 1), *gamma* penyesuaian dengan himpunan data, *coef.0* nilai koefisien, dan *epsilon* tingkat akurasi fungsi. Tabel 3 menunjukkan hasil



Gambar 2. Grafik jumlah wisatawan mancanegara perbulan

Tabel 1. Pembagian data untuk SVM

Data Wisatawan	Periode	Total Data	Data Latih	Data Uji
Data Wisatawan Mancanegara di Provinsi Bali	Januari 2007-Desember 2019	156	120	36

Tabel 2. Hasil optimal parameter SVM

No	Parameter SVM	Hasil
1.	<i>SVM-Type</i>	eps-regression
2.	<i>SVM-Kernel</i>	polynomial
3.	<i>Cost</i>	0.1
4.	<i>Degree</i>	3
5.	<i>Gamma</i>	1
6.	<i>Coef.0</i>	0
7.	<i>Epsilon</i>	0.6

Tabel 3. Parameter hasil latih SVM

	Radial	Linear	Polynomial
Parameter	3 parameter	3 parameter	4 parameter
<i>Cost</i>	99.1	4.1	0.1
<i>Gamma</i>	9.1	1	1
<i>Epsilon</i>	0.1	0.4	0.6
<i>Degree</i>	-	-	3

pelatihan SVM memperoleh parameter terbaik pada tiap fungsi kernel menggunakan data periode Januari 2007 sampai Desember 2016 dengan total 120 data yang ditetapkan sebagai data latih.

Hasil perbandingan nilai kesalahan MSE, MAE, dan MAPE pada model SVM menunjukkan bahwa parameter paling optimal adalah tipe kernel radial dengan *cost* 99,1, *gamma* 9,1, dan *epsilon* 0,1. SVM tipe kernel ini menunjukkan nilai rata-rata kesalahan paling rendah, yaitu MSE 0,0009, MAE 0,0186, dan

MAPE 0,0276 seperti yang tertera pada Tabel 4. Nilai ini lebih rendah (lebih baik) daripada [7] dengan parameter γ 8, $cost$ 32, dan ϵ 0,1 yang menghasilkan akurasi MAPE sebesar 5,10% menggunakan SVM dengan fungsi kernel radial.

B. Prediksi dengan Backpropagation

Backpropagation melatih jaringan secara umpan maju karena membutuhkan satu atau lebih lapisan untuk terhubung sepenuhnya, melakukan pembaharuan bobot, dan melakukan perhitungan gradien secara mundur menggunakan nilai kesalahan terendah dari hasil keluaran terhadap hasil masukan [17]. Pembagian data menjadi dua bagian sebelum pelatihan, yaitu data latih dan data uji. Data latih digunakan untuk menentukan model Backpropagation terbaik. Model Backpropagation yang terpilih diaplikasikan pada data uji.

Hasil pelatihan dan pengujian dinyatakan dalam Tabel 5 dan Tabel 6. Tabel 5 menunjukkan data latih dengan menggunakan data normalisasi aktual tahun 2007-2016. Pelatihan dilakukan menggunakan data tiap bulan yang sama pada tahun 2007-2015 sebanyak 9 data sebagai masukan dan data tiap bulan yang sama pada tahun 2016 sebanyak satu data sebagai target. Tabel 6 menunjukkan data uji dari model data latih menggunakan data normalisasi aktual tahun 2008-2017. Pengujian dilakukan menggunakan data tiap bulan yang sama pada tahun 2008-2016 sebanyak 9 data sebagai masukan dan menghasilkan peramalan tiap bulan yang sama pada tahun 2017 sebanyak satu data sebagai keluaran. Deret waktu ini dilakukan sampai memperoleh nilai keluaran tahun 2019.

Proses perambatan balik dilakukan menggunakan aplikasi R Studio dengan bantuan paket *neuralnet* dan menghasilkan kinerja seperti ditunjukkan dalam Gambar 3. Pelatihan data Backpropagation menggunakan 9 data masukan dari deret waktu setiap bulan Januari pada tahun 2007 sampai tahun 2015, lapis tersembunyi dua lapisan 5 dan 2, dan satu data keluaran sebagai target, yaitu Januari 2016.

Dalam eksperimen ini, dilakukan beberapa uji coba arsitektur Backpropagation menggunakan laju pembelajaran dan jumlah lapisan tersembunyi yang berbeda untuk memperoleh arsitektur terbaik dengan membandingkan nilai kesalahan MSE, MAE, dan MAPE seperti ditunjukkan pada Tabel 7. Hasil peramalan terbaik menggunakan arsitektur dengan 9 data masukan, 1 data keluaran, laju pembelajaran 0,5, dua lapisan tersembunyi, yaitu 10 dan 2, dan maksimal $epoch$ 1000. Arsitektur ini menghasilkan nilai rata-rata kesalahan yang paling rendah, yaitu MSE 0,0170, MAE 0,1066, dan MAPE 0,1539, dibandingkan dengan arsitektur 9 data masukan, 1 data keluaran, laju pembelajaran 0,5, dua lapisan tersembunyi, yaitu 5 dan 2, dan maksimal $epoch$ 1000 yang menghasilkan nilai kesalahan paling besar yaitu MSE 0,0343, MAE 0,1379, dan MAPE 0,1953. MSE yang diperoleh lebih besar daripada [9] sebesar 0,0000000277 yang menggunakan arsitektur jaringan dengan 2 masukan *neuron*, 6 lapisan tersembunyi dan satu keluaran *neuron*.

Tabel 4. Uji akurasi SVM

Kernel	MSE	MAE	MAPE
Radial	0,0009	0,0186	0,0276
Linear	0,0118	0,0858	0,1313
Polynomial	0,0118	0,0838	0,1297

Tabel 5. Data latih (tahun 2007-2015) atau target tahun 2016

Periode	2007	2008	...	2015	Target 2016
Januari	0,10	0,16	...	0,40	0,47
Februari	0,11	0,18	...	0,46	0,51
Maret	0,11	0,18	...	0,40	0,50
April	0,12	0,17	...	0,42	0,52
Mei	0,13	0,19	...	0,39	0,54
Juni	0,16	0,21	...	0,49	0,56
Juli	0,19	0,23	...	0,52	0,68
Agustus	0,19	0,23	...	0,40	0,61
September	0,17	0,22	...	0,53	0,62
Oktober	0,16	0,22	...	0,50	0,60
November	0,15	0,20	...	0,35	0,57
Desember	0,16	0,20	...	0,51	0,62

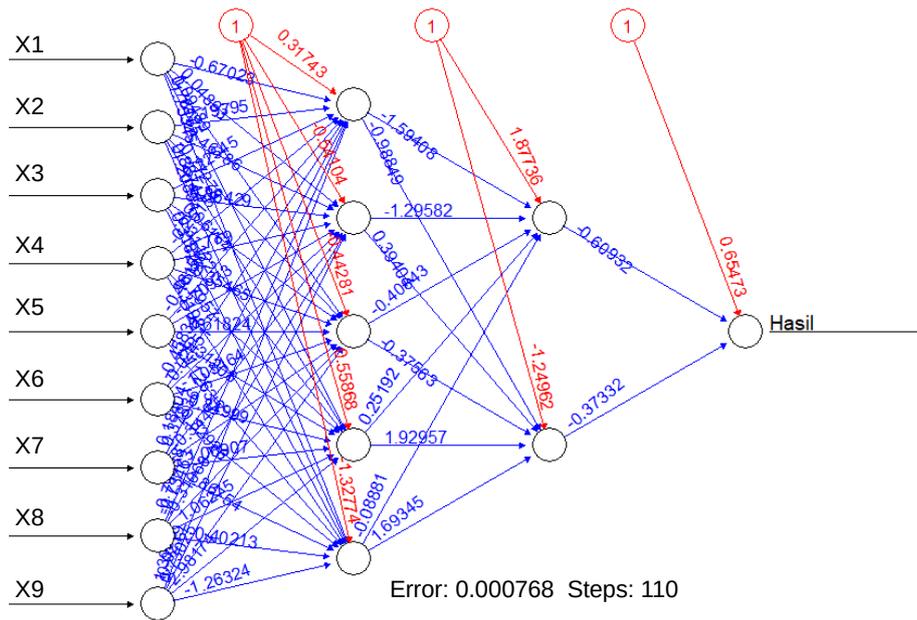
Tabel 6. Data uji wisman (tahun 2008-2016) atau luaran tahun 2017

Periode	2008	2009	...	2016	Luaran 2017
Januari	0,16	0,20	...	0,47	0,65
Februari	0,18	0,16	...	0,51	0,64
Maret	0,18	0,19	...	0,50	0,59
April	0,17	0,22	...	0,52	0,67
Mei	0,19	0,23	...	0,54	0,69
Juni	0,21	0,24	...	0,56	0,71
Juli	0,23	0,29	...	0,68	0,85
Agustus	0,23	0,29	...	0,61	0,87
September	0,22	0,27	...	0,62	0,79
Oktober	0,22	0,27	...	0,60	0,65
November	0,20	0,22	...	0,57	0,49
Desember	0,20	0,28	...	0,62	0,42

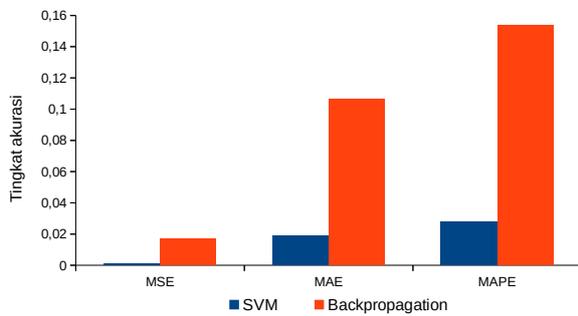
Tabel 7. Uji akurasi Backpropagation

Learning Rate	Hidden Layer	Epoch	MSE	MAE	MAPE
0,3	5,2	1000	0,0215	0,1184	0,1685
0,3	10,2	1000	0,0174	0,1091	0,1558
0,4	5,2	1000	0,0172	0,1081	0,1532
0,4	10,2	1000	0,0188	0,1130	0,1609
0,5	5,2	1000	0,0343	0,1379	0,1953
0,5	10,2	1000	0,0170	0,1066	0,1539

Perbandingan tingkat akurasi dari kedua model yang digunakan dinyatakan dalam Gambar 4. Hasil akhir yang diperoleh dari kedua model, SVM memiliki nilai kesalahan terendah dengan nilai MSE 0,0009, MAE



Gambar 3. Arsitektur Backpropagation yang dihasilkan

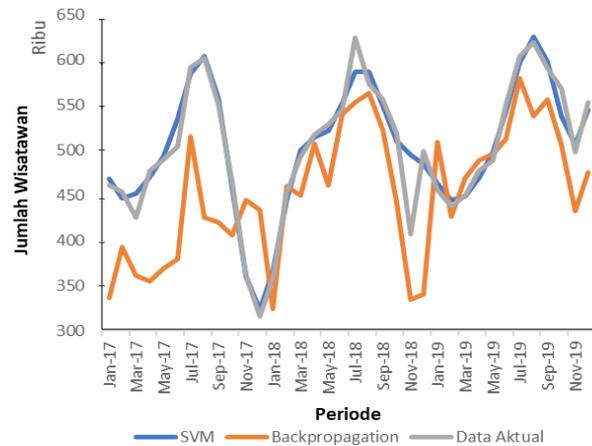


Gambar 4. Perbandingan tingkat akurasi terbaik SVM dan Backpropagation

0,0186, dan MAPE 0,0276, daripada Backpropagation dengan MSE 0,0170, MAE 0,1066, dan MAPE 0,1539. Hal ini sesuai dengan [10] yang menyatakan bahwa akurasi SVM lebih baik daripada Backpropagation dalam prediksi beban listrik.

Visualisasi hasil peramalan jumlah wisatawan mancanegara menggunakan SVM dan Backpropagation setelah di-denormalisasi untuk peramalan perbulan dari tahun 2017-2019 ditunjukkan pada Gambar 5. Grafik hasil peramalan atau data uji menunjukkan SVM lebih menyerupai data aktual daripada Backpropagation. SVM menghasilkan model prediksi terbaik dalam peramalan wisatawan mancanegara di Provinsi Bali. Hal ini ditandai dengan nilai MSE 0,0009, MAE 0,0186, dan MAPE 0,0276 yang lebih rendah daripada nilai MSE 0,0170, MAE 0,1066, dan MAPE 0,1539 dari Backpropagation. Semakin nilai MSE, MAE, dan MAPE mendekati 0, maka grafik hasil peramalan semakin menyerupai data aktual.

Tabel 8 menunjukkan hasil peramalan SVM yang membandingkan data aktual dengan hasil peramalan yang sudah di-denormalisasi sehingga memperoleh



Gambar 5. Grafik hasil peramalan SVM dan Backpropagation

Tabel 8. Hasil peramalan SVM tahun 2017-2019

Periode	Data Aktual	Peramalan	Kesalahan
Jan-17	460824	468326	-7502
Feb-17	453985	446477	7508
Mar-17	425499	451710	-26211
Apr-17	477464	469975	7489
...
Sep-19	590565	598034	-7469
Oct-19	568067	537163	30904
Nov-19	498088	505583	-7495
Des-19	552756	545248	7508

selisih nilai galat seperti [12]. Peramalan bulan Januari 2017 menghasilkan galat sebesar -7502 dimana nilai aktual sebesar 460824 dengan nilai peramalan sebesar 468326, sedangkan Desember 2019 mengasilkan galat

sebesar 7508 dimana nilai aktual sebesar 552756 dengan nilai peramalan sebesar 545248. Hal ini menandakan selisih bernilai minus menghasilkan peramalan lebih besar dari nilai aktual, sedangkan bernilai positif menghasilkan peramalan lebih kecil dari nilai aktual.

IV. KESIMPULAN

Hasil prediksi jumlah wisatawan mancanegara menunjukkan bahwa SVM mampu menjadi metode peramalan lebih baik daripada Backpropagation. SVM mampu memberikan nilai kesalahan terendah, yaitu MSE 0,0009, MAE 0,0186, dan MAPE 0,0276 dengan memanfaatkan fungsi kernel radial, dibandingkan Backpropagation yang menghasilkan nilai kesalahan MSE 0,0170, MAE 0,1066, dan MAPE 0,1539 yang menggunakan arsitektur 9 data masukan, dua lapisan tersembunyi, yaitu 10 dan 2, satu data keluaran, laju pembelajaran 0,5, dan *epoch* sebanyak 1000.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] -, "Travel and tourism: economic impact reports," World Travel and Tourism Council, 2019. [Online]. Available: <https://wtcc.org/Research/Economic-Impact>
- [2] -, "Jumlah wisatawan mancanegara bulanan ke Bali, ," Badan Pusat Statistik Bali, 2018. [Online]. Available: <https://bali.bps.go.id/statistable/2018/02/09/21/jumlah-wisatawan-asing-ke-bali-menurut-bulan-1982-2020.html>
- [3] R. H. Kusumodestoni and S. Sarwido, "Komparasi model support vector machines (SVM) dan neural network untuk mengetahui tingkat akurasi prediksi tertinggi harga saham," *Jurnal Informatika Upgris*, vol. 3, no. 1, pp. 1-9, 2017. doi: [10.26877/jiu.v3i1.1536](https://doi.org/10.26877/jiu.v3i1.1536)
- [4] H. Haviluddin and R. Alfred, "A genetic-based backpropagation neural network for forecasting in time-series data," in *International Conference on Science in Information Technology*, Yogyakarta, Indonesia, Oct. 2015, pp. 158-163. doi: [10.1109/ICSITech.2015.7407796](https://doi.org/10.1109/ICSITech.2015.7407796)
- [5] L. Assaffat, "Analisis akurasi support vector machine dengan fungsi kernel gaussian rbf untuk prakiraan beban listrik harian sektor industri," *Momentum*, vol. 11, no. 2, pp. 64-68, 2014.
- [6] A. Wanto, "Analisis prediksi indeks harga konsumen berdasarkan kelompok kesehatan dengan menggunakan metode backpropagation," *Jurnal Penelitian Teknik Informatika*, vol. 2, no. 2, pp. 37-44, 2017.
- [7] M. F. Naufal, "Peramalan jumlah wisatawan mancanegara yang datang ke indonesia berdasarkan pintu masuk menggunakan metode support vector machine (SVM)," *undergraduate thesis*, Institut Teknologi Sepuluh November, Surabaya, Indonesia, 2017.
- [8] E. W. A. Mutmainnah, "Application of support vector machine (svm) methods on stock price forecasting of PT Telekomunikasi Indonesia," in *Seminar Nasional Pendidikan Sains dan Teknologi*, Semarang, Indonesia, Oct. 2018, pp. 50-60.
- [9] T. Misriati, "Peramalan jumlah kunjungan wisatawan mancanegara ke Lombok menggunakan jaringan syaraf tiruan," in *Seminar Nasional Ilmu Pengetahuan dan Teknologi Nusa Mandiri*, Jakarta, Indonesia, Dec. 2016, pp. 13-17.
- [10] V. Apriana and R. I. Handayani, "Prediksi beban listrik dengan menggunakan algoritma backpropagation dan support vector machine," in *Seminar Nasional Multidisiplin Ilmu*, Jakarta, Indonesia, Jan. 2017, pp. 434-442.
- [11] Y. Sarvina, "Pemanfaatan software open source R untuk penelitian agroklimat," *Informatika Pertanian*, vol. 26, no. 1, pp. 23-30, 2017. doi: [10.21082/ip.v26n1.2017.p23-30](https://doi.org/10.21082/ip.v26n1.2017.p23-30)
- [12] B. Hamner, M. Frasco, and E. Ledell, "Metrics: evaluation metrics for machine learning," 2018. [Online]. Available: <https://github.com/mfrasco/Metrics>
- [13] P. G. Pratiwi, I. K. G. D. Putra, and D. P. S. Putri, "Peramalan jumlah tersangka penyalahgunaan narkoba menggunakan metode multilayer perceptron," *Jurnal Ilmiah Menara Penelitian Akademi Teknologi Informasi*, vol. 7, no. 2, pp. 143-150, 2019. doi: [10.24843/JIM.2019.v07.i02.p06](https://doi.org/10.24843/JIM.2019.v07.i02.p06)
- [14] A. K. Abbas, N. A. Al-haideri, and A. A. Bashikh, "Implementing artificial neural networks and support vector machines to predict lost circulation," *Egyptian Journal of Petroleum*, vol. 28, no. 4, pp. 339-347, 2019. doi: [10.1016/j.ejpe.2019.06.006](https://doi.org/10.1016/j.ejpe.2019.06.006)
- [15] P. A. Octaviani, Y. Wilandari, and D. Ispriyanti, "Penerapan metode klasifikasi support vector machine (SVM) pada data akreditasi sekolah dasar (SD) di kabupaten Magelang," *Jurnal Gaussian*, vol. 3, no. 4, pp. 811-820, 2014.
- [16] A. Dobin and T. R. Gingeras, "Optimizing RNA-Seq mapping with STAR," in *Methods Molecular Biology*, vol. 1415, pp. 245-262, 2016. doi: [10.1007/978-1-4939-3572-7_13](https://doi.org/10.1007/978-1-4939-3572-7_13)
- [17] D. Karmiani, R. Kazi, A. Nambisan, A. Shah, and V. Kamble, "Comparison of predictive algorithms: backpropagation, SVM, LSTM and Kalman Filter for stock market," in *Amity International Conference on Artificial Intelligence*, Dubai, United Arab Emirates, Feb. 2019, pp. 228-234. doi: [10.1109/AICAI.2019.8701258](https://doi.org/10.1109/AICAI.2019.8701258)



©2021. This article is an open access article distributed under the terms and conditions of the [Creative Commons Attribution-ShareAlike 4.0 International License](https://creativecommons.org/licenses/by-sa/4.0/).