
Pengenalan Polip Usus Menggunakan *Neural Network*

Ummi Athiyah

Program Studi Sains Data, Institut Teknologi Telkom Purwokerto, Purwokerto, Indonesia
Email: ummi@ittelkom-pwt.ac.id

Abstract

Colorectal cancer is one of the most common types of cancer experienced by the world's population and causes approximately 700,000 deaths each year. Early detection is one of the keys to detecting polyps before they transform into malignant colorectal cancer. Polyp detection is a complicated matter because polyp detection involves many factors. This research attempts to make new improvisations in the polyp detection process in terms of the pre-processing stage and classification stage by utilizing statistical selection techniques for a collection of bag of features and the feedforward neural network classifier function. Based on the experiments that have been carried out, it was found that the proposed method was able to provide the highest accuracy in recognizing polyps of 97.85%.

Keywords: Cancer; Colorectal; Polyp; Neural Network

Abstrak

Kanker kolorektal adalah salah satu jenis penyakit kanker yang sering dialami oleh penduduk dunia dan menjadi penyebab kurang lebih 700,000 kematian setiap tahunnya. Tindakan deteksi dini merupakan salah satu kunci untuk mendeteksi adanya polip, sebelum bertransformasi menjadi kanker kolorektal ganas. Deteksi polip merupakan suatu hal yang rumit karena deteksi polip melibatkan banyak faktor. Penelitian ini melakukan improvisasi baru dalam proses deteksi polip dari sisi *pre-processing stage* serta *classification stage* dengan mengutilisasi teknik seleksi statistik terhadap kumpulan *bag of features* serta fungsi *classifier feedforward neural network*. Berdasarkan percobaan yang telah dilaksanakan didapatkan bahwa metode yang diusulkan mampu memberikan nilai akurasi tertinggi dalam mengenali polip sebesar 97.85%.

Kata kunci: Kanker; Kolorektal; Polyp; Neural Network

1. Pendahuluan

Kanker kolorektal atau yang disebut juga dengan kanker kolon merupakan jenis penyakit kanker dengan penyebaran tertinggi kedua di dunia [1], setiap tahun menyebabkan kurang lebih 750,000 [2]. Jumlah dan persentase penderita kanker kolorektal terus meningkat setiap tahun [3]. Penyakit kanker kolon disebabkan oleh pertumbuhan jaringan abnormal pada usus khususnya pada lapisan membran mukus. Jaringan abnormal tersebut tumbuh dan berawal dari titik plastik yang dikenal dengan nama polip. Pada tahap awal, pertumbuhan polip yang pada akhirnya menjadi cikal bakal kanker kolon memiliki ukuran antara 3 milimeter atau lebih. Menurut survey yang dilakukan pada studi [4], sebanyak 90% tahap awal pertumbuhan jaringan polip, memiliki ukuran diameter yang sangat kecil yaitu antara 3 milimeter sampai dengan 5 milimeter. Studi yang dilakukan oleh [5], menyimpulkan bahwa ukuran polip dengan diameter lebih besar dari 3 milimeter sangat rentan untuk berubah menjadi kanker kolon. Kesimpulan itu diperkuat oleh studi [6] yang menyatakan bahwa terdapat kemungkinan sebesar 85%, polip dengan ukuran lebih dari 3 milimeter dapat berubah menjadi kanker ganas.

Kunci untuk mencegah pertumbuhan polip menjadi kanker kolon adalah tindakan deteksi yang harus dilaksanakan sedini mungkin. Proses endoskopi yang dilaksanakan oleh ahli penyakit dalam merupakan salah satu tindakan yang umum dilaksanakan pada dunia medis untuk melihat ada atau tidaknya pertumbuhan polip pada usus manusia, sehingga dapat meminimalisir terjadinya kanker kolon dikemudian hari. Hasil output dari proses endoskopi adalah citra medis dalam bentuk digital. Interpretasi visual yang dilakukan secara manual oleh *endoscopyst* atau *gynekologist* terbentur pada beberapa keterbatasan yang disebabkan oleh human faktor [5]. Interpretasi citra medis secara manual sangat memakan waktu yang cukup

lama disebabkan oleh berbedanya tingkat keahlian yang dimiliki oleh masing-masing ahli *endoscopyst* atau *gynekologist* dalam menginterpretasikan hasil *output* citra medis endoskopi [1].

Interpretasi visual tidak mungkin lepas dari tingkat kesalahan yang disebabkan oleh mata manusia. Keterbatasan interpretasi visual, secara pasti dapat menyebabkan turunnya tingkat akurasi, sensitivity, dan di sisi lain menyebabkan meningkatnya *level false-positive* dalam mendeteksi jaringan polip berdasarkan citra medis endoskopi [7]. Turunnya level akurasi yang disebabkan oleh interpretasi visual berpengaruh besar terhadap hasil prognosis pasien karena berkaitan erat dengan jenis rekomendasi yang harus dikeluarkan oleh ahli medis terkait dengan jenis perawatan dan obat-obatan yang harus diterima oleh pasien [8]. Oleh karenanya, interpretasi citra medis memiliki peran sangat vital terhadap treatment pasien dalam jangka panjang, sehingga kesalahan yang timbul dari interpretasi citra medis berdampak buruk terhadap pasien.

Dalam dunia endoskopi, selain keterbatasan interpretasi visual terdapat juga keterbatasan dari sisi sumber daya manusia yaitu minimnya jumlah ahli *endoscopyst* atau *gynekologist* yang memiliki level kepakaran tinggi untuk mengidentifikasi jaringan polip [9], hal itu berdampak pada tingginya biaya yang harus dikeluarkan oleh pasien hanya untuk melihat hasil endoskopi dan menerima *teartment* yang tepat atas hasil prognosisnya. Berdasarkan hal yang telah dipaparkan sebelumnya, untuk menutupi kelemahan interpretasi citra medis endoskopi kolon yang dilakukan secara visual, diperlukan sistem intelligent yang mengadaptasi metode digital *image processing system* sehingga bisa membantu dan mempermudah proses interpretasi citra medis endoskopi kolon oleh sehingga dapat menunjang identifikasi polip oleh ahli *endoscopyst* atau *gynekologist*. Lebih jauh lagi, dengan bantuan sistem intelligent identifikasi/deteksi polip, seorang ahli *endoscopyst* atau *gynekologist* diharapkan bisa memberikan interpretasi yang akurat dan prognosis yang tepat demi kesembuhan dan perawatan pasien.

2. Tinjauan Pustaka

Seiring berkembangnya pemrosesan komputasi modern, teknik pengolahan citra digital turut mengalami kemajuan yang berarti. Perkembangan tersebut memungkinkan banyaknya variasi teknik pengolahan citra dengan kombinasi berbagai metode dan algoritme yang dapat digunakan untuk mengolah hasil citra medis, serta dapat digunakan sebagai sarana untuk mengidentifikasi polip dari citra endoskopi, memanfaatkan reabilitas data processing dan kecepatan algoritme komputasi [10]. Terkait dengan penelitian mengenai indentifikasi polip, [1] melakukan proses identifikasi jaringan polip berdasarkan citra medis dengan model pendekatan analisis spektral sebagai *feature extractor* ditunjang dengan algoritme *machine learning* sebagai pengenalan pola. Ekstraksi fitur dilaksanakan dengan metode *Empirical Mode Decomposition* (EMD). Fitur hasil ekstraksi selanjutnya diolah dengan metode *Least Square Support Vector Machine* (LS-SVM) untuk menyeleksi dan mendapatkan fitur yang paling signifikan. Dalam proses pengenalan jaringan polip ataupun non-polip, penelitian [1] memanfaatkan fungsi *Bayesian Classifier* dengan hasil akhir berupa akurasi pengenalan sebesar 99.09%. Pendekatan ekstraksi fitur terhadap citra medis selain menggunakan analisis spektral pernah digunakan oleh penelitian [11] dengan memanfaatkan pendekatan ekstraksi morfologi berupa dimensi fraktal, *curvature*, dan *volumetric feature maps*. Penelitian [11] menggunakan teknik ekstraksi morfologi untuk mendapatkan ciri citra medis dari hasil *CT scan Colonography*. Dengan pendekatan ekstraksi morfologi dan classifier neural network, penelitian [11] mampu mendapatkan nilai sensitifitas yang cukup tinggi sebesar 96.2% untuk mengenali polip berukuran minimum 5mm, serta mendapatkan penurunan nilai rerata *false positive* sebesar 52.4%.

Di sisi lain, ditinjau dari proses ekstraksi ciri citra medis, selain berbasiskan analisis spektral dan morfologi, terdapat teknik ekstraksi ciri citra yang memanfaatkan pendekatan signal processing seperti yang diterapkan pada penelitian [12]. Penelitian [12], mengolah data citra medis usus manusia yang diambil dari dataset *American College of Gastroenterology* (ACG) untuk mendeteksi ada atau tidaknya pertumbuhan jaringan polip di dalam usus manusia. Teknik ekstraksi wavelet digabungkan dengan metode deteksi tepi Otsu diterapkan oleh [12] untuk menghasilkan kumpulan ciri dari citra medis usus manusia. Kumpulan vektor ciri tersebut selanjutnya direfinerasi dengan metode *Principal Component Analisis* (PCA) untuk mereduksi dimensi vektor ciri citra. Dalam proses klasifikasi citra usus dengan polip ataupun citra usus

normal, penelitian [12] menerapkan pendekatan perhitungan *Synthesize Similarity Measure* (SSM) yang membandingkan antara *bag of polyp image collection* dengan citra yang akan dianalisis. Pendekatan SSM tersebut digunakan untuk mereduksi kesalahan deteksi yang sering disebabkan oleh kesalahan latar pencahayaan proses pengambilan citra usus atau kesalahan blur geometri yang sering terjadi pada proses pengambilan citra gastroentrolgy dari sisi geometri. Metode SSM turut menunjang keberhasilan pengenalan pada penelitian [12] dengan nilai akurasi cukup tinggi sebesar 98.82%.

Adanya kesalahan pada proses pengambilan citra medis seperti yang dihadapi oleh [12] tidak hanya menyebabkan *error* latar pencahayaan atau *error blur* geometri, namun juga berdampak pada tingginya variasi visual pada bentuk, tekstur, warna, dan ukuran polip, mendorong [13] untuk mengenalkan pendekatan baru dalam mengidentifikasi polip, menggunakan gabungan antara teknik ekstraksi fitur citra medis gastroentrolgy yang diambil dari database CVC-ColonDB menggunakan vektor tiga dimensi dan *Convolutional Neural Network* (CNN). Ekstraksi fitur dilaksanakan terhadap karakteristik panjang x lebar x tinggi x channel citra medis *gastroentrolgy* yang didahului dengan *spatial down sampling* yang dilanjutkan dengan klasifikasi polip menggunakan *Convolutional Neural Network* (CNN) berarsitektur enam layer, dengan ukuran 3x3x3 pada setiap layernya. Masing-masing layer CNN pada penelitian [13] menggunakan unit rectified berkarakteristik linear ditunjang dengan algoritme *Backpropagation* sehingga menghasilkan akurasi deteksi 98.7% dan sensitivitas sebesar 88.0%. Tingginya nilai sensitivitas deteksi polip disebabkan karena penelitian [13] turut mengintegrasikan ciri konteks polip yaitu *lumens area*, *vessel boundaries*, serta *specular of spots* selain ciri panjang x lebar x tinggi x channel citra.

Proses deteksi polip merupakan problem yang *very challenging* karena tingkat akurasi deteksinya dipengaruhi oleh beberapa faktor, meliputi faktor instance citra medis itu sendiri, yang berasal dari proses gastroentrolgy ataupun endoskopi serta faktor bervariasi metode deteksi yang diaplikasikan untuk mengenali polip itu sendiri [14]. Di sisi lain, berdasarkan survey [15] mengenai variasi teknik pengenalan polip berpendapat bahwa akurasi deteksi polip dapat dinaikkan dengan improvisasi, yang pertama pada tahap pre-processing citra medis, yang kedua pada tahap ekstraksi fitur citra medis, serta yang ketiga pada tahap klasifikasi *or in all stage*. Berdasarkan [15], maka studi ini mencoba untuk berimprovisasi dari sisi tahap ekstraksi dan tahap klasifikasi untuk mendeteksi adanya polip berdasarkan citra medis endoskopi usus manusia. Ditinjau dari tahap ekstraksi, penelitian ini mengutilisasi beberapa algoritme seleksi fitur yaitu algoritme *Relief-F*, *Correlation Algorithm*, *Information Gain Algorithm*, *Gain Ratio Algorithm*, dan *Symmetrical Uncertainty Algorithm*. Ditinjau dari tahap klasifikasi, penelitian ini melakukan percobaan dengan mengutilisasi *classifier Neural Network* dengan algoritme pelatihan *Backpropagation*. Hasil dari penelitian ini diharapkan dapat membantu dan menunjang interpretasi citra medis pasien endoskopi yang dilakukan oleh ahli *gastroentrolgy* maupun *gynekologist*, sehingga ahli *gastroentrolgy* maupun *gynekologist* dapat memberikan interpretasi yang akurat dan prognosis yang tepat demi kesembuhan dan perawatan pasien.

3. Metodologi

Metode yang diusulkan deteksi polip kolorektal menerapkan jaringan saraf *feedforward* dan fitur gambar yang dipilih melibatkan langkah-langkah berikut seperti yang terlihat pada Gambar.1.



Gambar 1. Langkah dalam mengenali Polip Usus

3.1. Mendapatkan Dataset

Pertama, kami mengumpulkan sekitar 100 dataset citra kolon-polip dan 100 dataset citra kolon normal dalam format .jpg dengan resolusi 520x480 piksel hasil dari proses endoskopi kolon yang dilakukan oleh ahli endoskopi di Rumah Sakit Umum Daerah Sardjito, Yogyakarta, Indonesia.

3.2. Ekstraksi Fitur

Dalam Penelitian ini, dilakukan ekstraksi fitur gambar berbasis shape dan tekstur citra. Fitur shape citra yang digunakan dalam penelitian ini adalah:

- 1) Roundness: Mencerminkan nilai perbandingan jarak foci ellips minor dengan foci ellips mayor sebuah objek dalam citra. Perhitungan roundness yang menghasilkan nilai antara 0 hingga 1, disajikan pada (1).

$$\sqrt{1 - \frac{b^2}{a^2}} \quad (1)$$

- 2) Aspek Rasio: Mencerminkan nilai perbandingan antara tinggi dan lebar objek dalam citra.
- 3) Triangle: Mencerminkan perbandingan antara area objek dalam citra terhadap nilai area citra secara keseluruhan.

3.3. Neural Network

Meskipun terdapat berbagai macam jenis algoritme pelatihan *Neural Network* [16] [17]. Dalam penelitian ini, kami menggunakan algoritme training *Quasi-Newton* (trainlm) [18], dengan alasan bahwa algoritme *Quasi-Newton* (trainlm) mampu menghasilkan nilai learning yang optimal secara cepat dibandingkan dengan algoritme training lainnya [19] [20]. Selain itu, karena tidak adanya kepastian mengenai jumlah *best fit neuron* pada *hidden layer* yang dapat digunakan untuk menyelesaikan problem dengan *Neural Network* [21][22], maka pada studi ini kami memvariasikan jumlah neuron pada hidden layer dengan arsitektur yang dapat dilihat pada Tabel 1.

Table 1. *Neural Network*

| Input Neurons | Hidden Layer Neurons | Output Neurons |
|----------------------|----------------------|------------------|
| According to Feature | 3 | 2 (polyp/normal) |
| According to Feature | 6 | 2 (polyp/normal) |
| According to Feature | 12 | 2 (polyp/normal) |

3.4. Evaluasi Hasil

Accuracy, *mean-squared error*, digunakan dalam penelitian ini untuk mengevaluasi performa sistem dalam mendeteksi polip. Berikut adalah penjelasan dari masing-masing parameter evaluasi yang digunakan dalam penelitian ini. *Accuracy is the ratio between the actual result of recognition colon-polyp image and colon-normal image compared to the overall image data with desired output pattern.* *Mean-squared error* (mse) akan mencerminkan kesalahan absolut dari pola keluaran *Jaringan Syaraf Tiruan Feedforward* dibandingkan dengan pola keluaran yang diinginkan.

4. Hasil dan Pembahasan

Eksperimen dalam penelitian ini dilaksanakan dalam lingkungan IDE Matlab 2015R dan IBM SPSS Version 21 yang berjalan pada sistem operasi Windows 10 Enterprise 64-bit. Experimental image dataset meliputi 100 image colon-normal dan 100 image colon-polyp.

4.1. Ekstraksi Fitur

Pada langkah *pre-processing*, kesemua citra dikonversi ke dalam bentuk grayscale untuk mempermudah proses komputasi [23] untuk selanjutnya dilaksanakan proses ekstraksi fitur berdasarkan shape dan tekstur. Untuk mempersingkat penulisan, berikut disajikan beberapa hasil ekstraksi fitur shape seperti yang tersaji pada Tabel 2.

Table 2. Hasil Ekstraksi Ciri

| Image | Roundness | Aspect Ratio | Triangle |
|----------------|-----------|--------------|----------|
| Colon Polyp-1 | 7.117717 | 0.714487 | 0.643960 |
| Colon Polyp-2 | 9.679821 | 0.830967 | 0.665481 |
| Colon Polyp-3 | 6.793475 | 0.472521 | 0.652688 |
| Colon Polyp-4 | 8.664244 | 0.860054 | 0.719874 |
| Colon Polyp-5 | 4.272532 | 0.855398 | 0.770894 |
| Colon Normal-1 | 6.665990 | 0.969178 | 0.718101 |
| Colon Normal-2 | 1.157262 | 0.952862 | 0.834684 |
| Colon Normal-3 | 3.870675 | 0.992933 | 0.744464 |
| Colon Normal-4 | 1.755050 | 0.952862 | 0.828485 |
| Colon Normal-5 | 2.332724 | 0.786103 | 0.776929 |

Hasil ekstraksi tekstur disajikan pada Tabel 3.

Table 3. Hasil Ekstraksi Ciri

| Image | Contrast | Correlation | Energy | Homogeneity |
|----------------|----------|-------------|----------|-------------|
| Colon Polyp-1 | 0.420779 | 0.936981 | 0.718793 | 0.974660 |
| Colon Polyp-2 | 0.257085 | 0.972151 | 0.659860 | 0.976365 |
| Colon Polyp-3 | 0.252122 | 0.978325 | 0.615894 | 0.974392 |
| Colon Polyp-4 | 0.151781 | 0.983110 | 0.484922 | 0.973266 |
| Colon Polyp-5 | 0.127858 | 0.984600 | 0.419923 | 0.970247 |
| Colon Normal-1 | 0.152218 | 0.979548 | 0.229781 | 0.958250 |
| Colon Normal-2 | 0.154342 | 0.976709 | 0.184114 | 0.951917 |
| Colon Normal-3 | 0.173680 | 0.986271 | 0.233853 | 0.961678 |
| Colon Normal-4 | 0.187677 | 0.973839 | 0.184352 | 0.951189 |
| Colon Normal-5 | 0.169590 | 0.989032 | 0.236610 | 0.962375 |

4.2. Seleksi Fitur

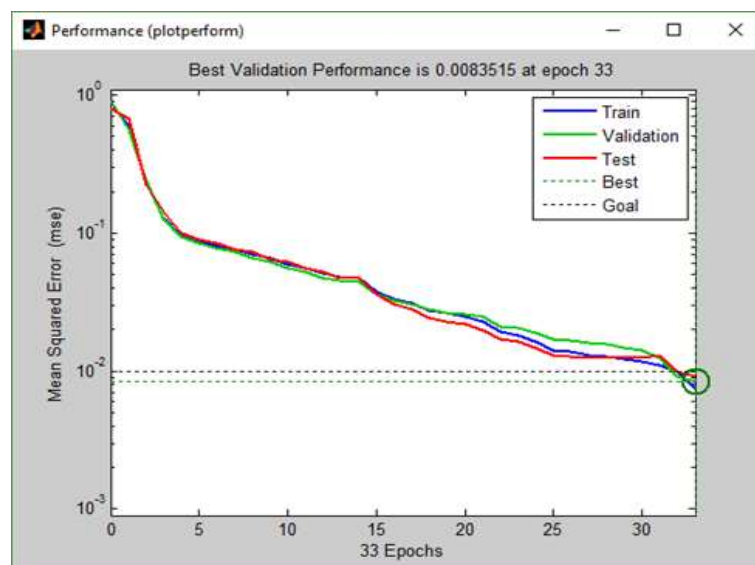
Pemilihan fitur hasil ekstraksi shape dan texture dilaksanakan dengan independent *t-Test* dengan melibatkan total 200 dataset image baik *colon-polyp* maupun *colon-normal*. Secara statistik, jumlah data sebanyak 200 sudah dianggap cukup memenuhi untuk dilaksanakannya uji independent *t-Test* [24]. Hasil pengujian *independent t-Test* untuk fitur hasil ekstraksi *shape* dan *texture*, pasangan citra *colon-polyp* dan *colon-normal* disajikan pada Tabel 4.

| Feature | Sig. (2-tailed) | Mean Difference |
|--------------|-----------------|-----------------|
| Area | 0 | 7.97090 |
| Perimeter | 0 | -0.10728 |
| Metric | 0.397 | -0.15191 |
| Eccentricity | 0 | -4.71329 |
| Contrast | 0 | -0.01528 |
| Correlation | 0 | 0.41566 |
| Energy | 0 | 0.01298 |
| Homogeneity | | |

Berasarkan Tabel 5, dapat dilihat bahwa semua fitur hasil ekstraksi ciri shape dan texture dari image colon-polyp dan colon-normal memiliki nilai kurang dari 0,05 kecuali fitur contrast. Sehingga dapat disimpulkan bahwa terdapat 6 fitur terseleksi yang akan menjadi *input Feedforward Neural Network* yaitu *roundness, aspect ratio, triangle, correlation, energy, dan homogeneity*.

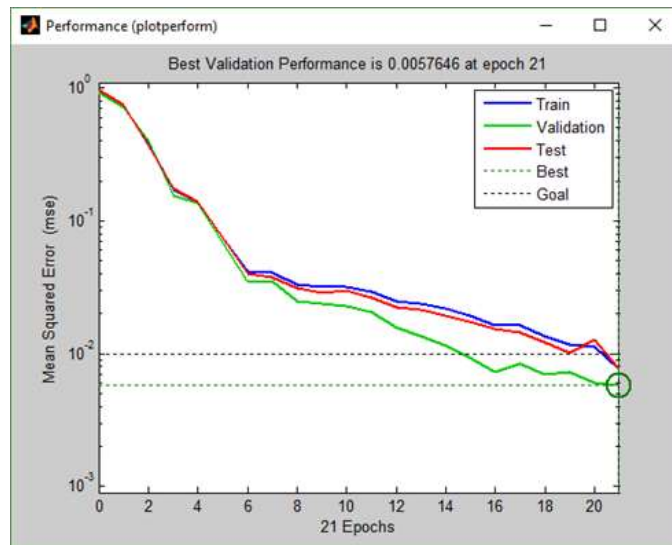
4.3. Feedforward Neural Network

Eksperimen *Feedforward Neural Network* dalam penelitian ini dilaksanakan dalam lingkungan IDE Matlab 2015R oleh enam fitur masukan yang dihasilkan dari proses seleksi fitur. Untuk keperluan pelatihan *Feedforward Neural Network*, dataset secara otomatis dibagi secara default pada Matlab 2015R menjadi 70% set untuk pelatihan, 15% set untuk validasi, dan 15% set untuk pengujian. Untuk menghindari kecenderungan bias dalam pola sampel, fungsi acak Matlab (pembagi Matlab) diterapkan untuk mendistribusikan dataset untuk pelatihan, validasi, dan pengujian. Parameter tuning yang digunakan pada fase training *Feedforward Neural Network* meliputi epoch=15000, performance function=mse, goal=0.01, maximum fail=6, minimum gradient=1.00e-10, mu=1.00+e10 dan juga fungsi transfer sigmoid digunakan baik di lapisan tersembunyi dan lapisan keluaran Jaringan *Neural Feed-forward*. Hasil pelatihan arsitektur *Feedforward Neural Network* dengan fitur input terpilih, pada arsi-tektur 6-(3)-2 ditampilkan pada Gambar 2.



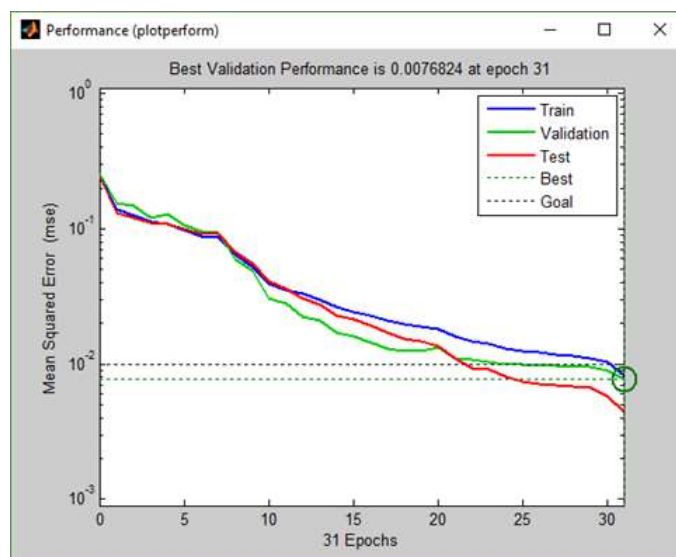
Gambar 2. Hasil Pelatihan arsitektur *Feedforward* dengan fitur input terpilih pada arsitektur 6-(3)-2

Hasil pelatihan arsitektur *Feedforward Neural Network* dengan fitur input terpilih, pada arsitektur 6-(6)-2 ditampilkan pada Gambar 3.



Gambar 3. Hasil Pelatihan arsitektur Feedforward dengan fitur input terpilih pada arsitektur 6-(6)-2

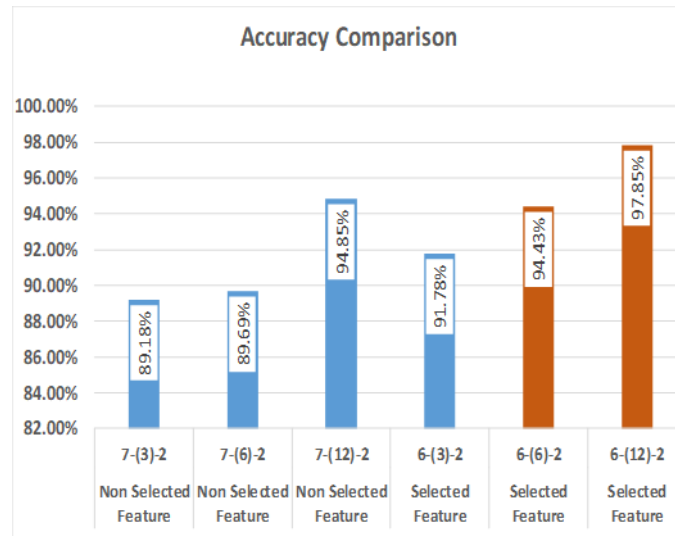
Hasil pelatihan arsitektur *Feedforward Neural Network* dengan fitur input terpilih, pada arsitektur 6-(12)-2 ditampilkan pada Gambar 4.



Gambar 4. Hasil Pelatihan arsitektur Feedforward dengan fitur input terpilih pada arsitektur 6-(12)-2

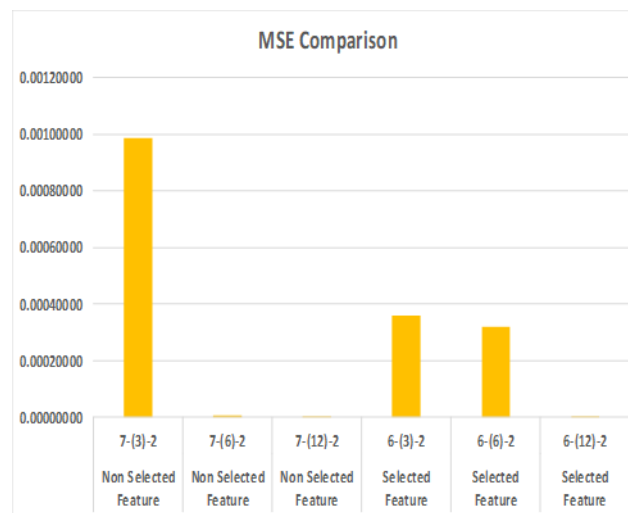
4.4. Evaluation of Result

Berdasarkan fase training yang telah dilaksanakan, maka didapatkan nilai akurasi dan mse dari masing-masing arsitektur *Feedforward Neural Network*. Berikut disajikan hasil akurasi deteksi polip dari metode *Feedforward Neural Network with selected image feature* versus *Feedforward Neural Network non-selected image feature* pada Gambar 5.



Gambar 5. Perbandingan Akurasi arsitektur *Feedforward Neural Network* menggunakan seleksi fitur citra dan tanpa seleksi fitur citra pada pengenalan Polip

Berdasarkan Gambar 5 dapat disimpulkan bahwa *Feedforward Neural Network* dengan input terseleksi mampu memberikan nilai akurasi yang lebih tinggi dalam mengenali polip dibandingkan dengan *Feedforward Neural Network non-selected input*. Nilai akurasi pengenalan tertinggi dihasilkan oleh *Feedforward Neural Network* dengan arsitektur 6-(12)-2 pada nilai 97.85%. Di sisi lain, adanya penambahan jumlah neuron pada hidden layer turut berperan dalam meningkatkan optimalisasi pengenalan *Feedforward Neural Network* terhadap polip, karena baik *Feedforward Neural Network non-selected input* maupun *Feedforward Neural Network with selected input* mendapatkan nilai akurasi terbaik pada arsitektur *Neural Network* yang memiliki jumlah *neuron hidden layer* paling banyak.



Gambar 6. Perbandingan Akurasi *Feedforward neural Network* tanpa seleksi fitur citra dan menggunakan proses seleksi fitur citra pada pengenalan polip

Seiring dengan akurasi, nilai *mean squared error* (MSE) dari masing-masing arsitektur *Feedforward Neural Network* juga turut dipengaruhi oleh jumlah *neuron* pada *hidden layer*, seperti yang tersaji pada Gambar 6. Dari Gambar 6 terlihat bahwa arsitektur *Neural Network* dengan jumlah neuron hidden layer 6 dan 12 memiliki nilai MSE yang kecil dibandingkan dengan arsitektur *Neural Network* yang memiliki jumlah neuron *hidden layer* sebanyak 3. Variasi tersebut dibentuk karena tidak adanya kepastian mengenai jumlah *hidden layer* terbaik

yang digunakan dalam menyelesaikan suatu permasalahan dengan *neural network* [25]. Variasi hidden layer ANN dengan tipe seperti yang terpaparkan pada Gambar 5, dilaksanakan sebagai alasan untuk mendapatkan akurasi terbaik dalam mengenali jaringan polip ataupun non-polip. Rumus *Kolmogorov* pada umumnya digunakan untuk membentuk jumlah neuron hidden layer $(2n+1)$ where n is the number of input layer neuron. Namun sampai saat ini tidak ada kepastian mengenai jumlah hidden layer terbaik yang digunakan dalam menyelesaikan suatu permasalahan dengan *Neural Network* [26].

Hal ini menunjukkan bahwa pendekatan baru dalam mendeteksi jaringan polip ataupun non-polip dengan metode *neural network* sebagai fungsi deteksi mampu mengenali jaringan polip ataupun non-polip dengan baik. Untuk menghasilkan tingkat pengenalan yang lebih baik lagi, maka ada beberapa parameter yang dapat dioptimasi, antara lain:

1. Memperbanyak jumlah data pelatihan.
2. Optimasi jumlah *neuron* dan *hidden layer* pada *neural network*.
3. Konfigurasi pelatihan *neural network* (*momentum, learning rate, epoch, dan goal MSE*).
4. Penyesuaian fungsi pelatihan, dan fungsi aktivasi *layer neural network*.

5. Simpulan

Feedforward Neural Network dikombinasikan dengan fitur gambar yang dipilih memiliki hasil yang efektif dan dapat digunakan untuk pengenalan polip yang dapat membantu ahli endoskopi pemula dalam mengenali kanker serta menunjang pengetahuan yang telah dipelajari dari pengetahuan yang diberikan dari ahli endoskopi yang berpengalaman. Berdasarkan percobaan yang telah dilaksanakan, didapatkan kesimpulan bahwa teknik pemilihan fitur sangat mempengaruhi tingkat akurasi deteksi kanker dengan nilai akurasi tertinggi sebesar 97.85%. Di sisi lain dengan adanya kombinasi *ransfer learning function, hidden layer number, and training algorithms, Feedforward Neural Network* mampu memberikan nilai akurasi *classification* yang tinggi, dengan tingkat MSE yang rendah.

Daftar Referensi

- [1] A. Akutekwe and H. Seker, "Particle Swarm Optimization-Based Bio-Network Discovery Method for the Diagnosis of Colorectal Cancer," *Proc. - 2014 IEEE Int. Conf. Bioinforma. Biomed. IEEE BIBM 2014*, pp. 8–13, 2014, doi: 10.1109/BIBM.2014.6999241.
- [2] R. Zhang *et al.*, "Automatic Detection and Classification of Colorectal Polyps by Transferring Low-Level CNN Features from Nonmedical Domain," *IEEE J. Biomed. Heal. Informatics*, vol. 21, no. 1, pp. 41–47, 2017, doi: 10.1109/JBHI.2016.2635662.
- [3] P. Mesejo *et al.*, "Computer-Aided Classification of Gastrointestinal Lesions in Regular Colonoscopy," *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 35, no. 9, pp. 2051–2063, 2016, doi: 10.1109/TMI.2016.2547947.
- [4] D. Perez and Y. Shen, "Deep Learning for Pulmonary Nodule CT Image Retrieval - An Online Assistance System for Novice Radiologists," no. Lidc, pp. 1112–1121, 2017, doi: 10.1109/ICDMW.2017.158.
- [5] A. Banwari, N. Sengar, M. K. Dutta, and C. M. Travieso, "Automated Segmentation of Colon Gland Using Histology Images," *2016 9th Int. Conf. Contemp. Comput. IC3 2016*, 2017, doi: 10.1109/IC3.2016.7880223.
- [6] O. Romain *et al.*, "Towards a Multimodal Wireless Video Capsule for Detection of Colonic Polyps as Prevention of Colorectal Cancer," *13th IEEE Int. Conf. Bioinforma. Bioeng.*, pp. 1–6, 2013, doi: 10.1109/BIBE.2013.6701670.
- [7] Y. Yuan, S. Member, D. Li, and M. Q. Meng, "Automatic Polyp Detection via A Novel Unified Bottom-up and Top-down Saliency Approach," *IEEE J. Biomed. Heal. Informatics Autom.*, vol. 2194, no. c, 2017, doi: 10.1109/JBHI.2017.2734329.
- [8] M. H. Soomrol *et al.*, "Haralick's Texture Analysis Applied To Colorectal T2- Weighted Mri: A Preliminary Study Of Significance For Cancer Evolution," *Proc. IASTED Int. Conf. Biomed. Eng. (BioMed 2017) Febr.*, pp. 16–19, 2017.
- [9] J. Bernal *et al.*, "Comparative Validation of Polyp Detection Methods in Video Colonoscopy: Results From the MICCAI 2015 Endoscopic Vision Challenge," *IEEE Trans. Med. Imaging*, vol. 36, no. 6, pp. 1231–1249, 2017.
- [10] F. Ciompi *et al.*, "The Importance Of Stain Normalization In Colorectal Tissue Classification With Convolutional Networks," *Proc. - Int. Symp. Biomed. Imaging*, pp.

- 160–163, 2017, doi: 10.1109/ISBI.2017.7950492.
- [11] Y. Ren, J. Ma, J. Xiong, Y. Chen, L. Lu, and J. Zhao, “Improved False Positive Reduction by Novel Morphological Features for Computer-Aided Polyp Detection in CT Colonography,” *IEEE J. Biomed. Heal. Informatics*, vol. 23, no. 1, pp. 324–333, 2018, doi: 10.1109/JBHI.2018.2808199.
- [12] M. Biswas, S. Jana, S. Bhattacharya, and S. Aktar, “Discrete Wavelet Transform Based Colon Polyp Detection Using Synthesize Similarity Measure,” *IEEE J. Biomed. Heal. Informatics*, vol. 17, no. 8, pp. 1–6, 2017.
- [13] L. Yu, S. Member, H. Chen, S. Member, Q. Dou, and S. Member, “Integrating Online and Offline Three-Dimensional Deep Learning for Automated Polyp Detection in Colonoscopy Videos,” *IEEE J. Biomed. Heal. Informatics*, vol. 21, no. 1, pp. 65–75, 2017.
- [14] A. Saribudak, H. Kucharavy, K. Hubbard, and M. U. Uyar, “Spatial Heterogeneity Analysis in Evaluation of Cell Viability and Apoptosis for Colorectal Cancer Cells.,” *IEEE J. Transl. Eng. Heal. Med.*, vol. 4, no. 8, p. 4300209, 2016, doi: 10.1109/JTEHM.2016.2578331.
- [15] B. Taha, N. Werghe, and J. Dias, “Automatic Polyp Detection In Endoscopy Videos : A Survey,” *Proc. IASTED Int. Conf. Biomed. Eng. (BioMed 2017)*, no. February, pp. 233–240, 2017.
- [16] N. Pise and P. Kulkarni, “Algorithm Selection for Classification Problems,” *SAI Comput. Conf. 2016*, pp. 203–211, 2016, doi: 10.1109/SAI.2016.7555983.
- [17] M. Anthony and P. L. Bartlett, *Neural Network Learning : Theoretical Foundations*, First Edit. New York: Cambridge University Press, 2009.
- [18] H. Demuth, *Neural Network Toolbox Users Guide*, Sixth Ed., vol. 24, no. 1. Natick, Massachuset: The MathWorks, Inc, 2002. doi: 10.1016/j.neunet.2005.10.002.
- [19] I. Riadi, A. W. Muhammad, and Sunardi, “Network Packet Classification Using Neural Network Based on Training Function and Hidden Layer Neuron Number Variation,” *Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl.*, vol. 8, no. 6, pp. 1–4, 2017.
- [20] Y. H. Hu and J.-N. Hwang, *Handbook of Neural Network Signal Processing*, First Edit. New York: CRC Press, 2002.
- [21] L. V. Fausset, *Fundamental of Neural Networks Architectures, Algorithms, and Application*. Englewood Cliffs, New York: Prentice-Hall, 1994.
- [22] I. Riadi, A. W. Muhammad, and Sunardi, “Neural Network-Based DDoS Detection Regarding Hidden Layer Variation,” *J. Theor. Appl. Inf. Technol.*, vol. 95, pp. 1–9, 2017.
- [23] J. L. Semmlow, *Biosignal and Medical Image Processing MATLAB-Based Applications (Signal Processing and Communications)*, First. Marcel Dekker, 2004.
- [24] A. Abebe, J. Daniels, J. W. McKean, and J. A. Kapenga, *Statistics and Data Analysis*. Michigan: Western Michigan University, 2001.
- [25] L. V. Fausset, *Fundamental of Neural Networks Architectures, Algorithms, and Application*. Englewood Cliffs, New York: Prentice-Hall, 1994.
- [26] M. Anthony and P. L. Bartlett, *Neural Network Learning : Theoretical Foundations*, First Edit. New York: Cambridge University Press, 2009.