KLASIFIKASI PENYAKIT DAUN JAGUNG   
MENGGUNAKAN METODE CNN

**MOHAMMAD ANWAR SAEPUDDIN**

Teknik Iinformatika, Universitas Bale Bandung

anwarsarjanamuda@gmail.com

**ABSTRAK:***.* Penelitian ini menggunakan Convolutional Neural Network (CNN) dengan teknik pemrosesan citra HE dan CLAHE untuk mengklasifikasikan penyakit pada daun jagung. Sebagai tanaman pangan utama, tanaman jagung rentan terhadap sejumlah penyakit yang dapat menurunkan hasil panen dan kualitas. CNN digunakan untuk mengenali indikator penyakit pada daun jagung secara otomatis berkat pengembangan teknologi AI. Akurasi yang rendah merupakan hasil penelitian sebelumnya yang menggunakan ekstraksi fitur KNN dan GLCM. Untuk meningkatkan kualitas citra sebelum klasifikasi, penelitian ini menggunakan teknik pemrosesan citra HE dan CLAHE. Menurut data, CNN dengan CLAHE memiliki akurasi terbaik, yaitu 95%, sedangkan HE menghasilkan akurasi sebesar 91%. Sementara HE mengklasifikasikan 145 citra penyakit, pengujian tersebut berhasil mengidentifikasi 149 citra penyakit menggunakan CLAHE. Penelitian ini menyimpulkan bahwa, dengan tingkat akurasi 95%, CNN dengan CLAHE lebih unggul daripada HE dalam klasifikasi penyakit daun jagung. Diharapkan bahwa penggunaan teknik ini akan memungkinkan petani untuk mendeteksi dan mengobati penyakit tanaman jagung secara lebih efektif, sehingga menghasilkan hasil panen yang lebih tinggi.

***Kata kunci:*** *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization, Histogram Equalization, Convolutional Neural Network,* Penyakit Daun Jagung

***ABSTRACT:*** This study employs Convolutional Neural Network (CNN) with HE and CLAHE image processing techniques to classify illnesses in corn leaves. As the primary food crop, corn plants are vulnerable to a number of illnesses that can lower harvest yields and quality. CNN is used to automatically recognize illness indicators in corn leaves thanks to the development of AI technology. Low accuracy was the result of earlier research employing KNN and GLCM feature extraction. In order to enhance image quality prior to classification, this study employs HE and CLAHE image processing techniques. According to the data, CNN with CLAHE had the best accuracy, at 95%, whereas HE produced an accuracy of 91%. While HE classified 145 disease images, the test was able to successfully identify 149 disease images using CLAHE. The study concludes that, with a 95% accuracy rate, CNN with CLAHE is superior to HE in the classification of maize leaf diseases. It is anticipated that using this technique will enable farmers to more effectively detect and treat maize plant illnesses, resulting in higher yields.

***Keywords:*** *Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization, Histogram Equalization, Convolutional Neural Network,* Penyakit Daun Jagung

hasil penelitian, pengembangan, atau kajian sebelumnya yang relevan dengan

# PENDAHULUAN

# Daun Jagung merupakan daun sempurna, yang bentuk nya memanjang. Antara pelapah dan helai daun terdapat ligula, tulang daun yang sejajar dengan ibu tulang daun. Permukaan juga ada yang licin dan ada yang berambut. Stoma pada daun jagung berbentuk halter, khas dimiliki famili poaceace. Setiap stoma di kelilingi sel-sel epidermis berbentuk kipas. Struktur ini sangat berperan penting dalam respon tanaman menanggapi defisir air dalam sel-sel daun (anonim, 2009).

Tanaman jagung muda yang terserang penyakit bulai menunjukkan bercak klorosis kecil pada daun yang baru terbuka yang membentuk garis sejajar dengan urat induk (Semangun, 2004). Biasanya, tanaman muda yang terinfeksi tidak berbuah. Tanaman yang lebih tua dapat menghasilkan buah dan beberapa biji jika terinfeksi. Salah satu penyakit penting yang menyerang tanaman jagung adalah penyakit bulai. Perenosclerospora maydis adalah jamur yang menyebabkan penyakit ini. Gejala lokal dan sistemik yang menyerang setiap bagian tanaman dapat disebabkan oleh penyakit bulai. Celah antarsel adalah tempat tumbuhnya miselium P. maydis. Di antara urat daun terdapat dua jenis miselia: miselia dengan hifa bercabang yang membentuk kelompok dan miselia dengan hifa yang kurang bercabang yang menyebar dan bergabung dengan kelompok. Haustorium yang dibentuk oleh hifa memasuki sel. Miselium menghasilkan konidiofor yang muncul dari mulut kulit saat permukaan daun berembun. Konidiofor awalnya berbentuk batang, tetapi dengan cepat mengembangkan cabang dikotomis, yang masing-masing menghasilkan cabang lain. Kemajuan teknologi komputer dan informasi telah memungkinkan identifikasi penyakit menggunakan kecerdasan buatan. Salah satu metode tersebut adalah penggunaan teknik deteksi berdasarkan pengenalan pola dan teknologi pemrosesan gambar. Seiring dengan kemajuan aplikasi pembelajaran mesin dan bidang kecerdasan buatan (AI) yang berkembang pesat dari waktu ke waktu, bidang studi baru yang dikenal sebagai pembelajaran mendalam telah muncul. Jaringan saraf konvolusional merupakan salah satu metode pembelajaran mendalam yang paling banyak digunakan, Karena menghasilkan hasil yang paling menonjol dalam pengenalan gambar digital, pendekatan Jaringan Syaraf Konvolusional dipilih. Hal ini dikarenakan CNN didasarkan pada sistem identifikasi gambar korteks visual manusia. (Sarah & Guntoro, 2023).

Penelitian sebelumnya tentang penyakit daun jagung telah mencakup penelitian tentang klasifikasi penyakit daun jagung menggunakan pendekatan K-NN dan ekstraksi ciri GLCM, yang menghasilkan nilai akurasi sebesar 60% dengan k sama dengan 5 dan jarak piksel sama dengan 5. Hal ini karena metode proposes yang digunakan kurang memberikan pengaruh, sehingga menghasilkan klasifikasi yang kurang ideal dan tingkat akurasi yang rendah. Dua metode pengolahan citra untuk klasifikasi yang dapat memperbaiki citra adalah histogram equalization (HE) dan contrast limited adaptive histogram equalization (CLAHE). Tingkat keabuan citra input dipecahkan sesaat ke tingkat keabuan seragam citra output melalui HE. Meskipun CLAHE awal nya dibuat untuk menyempurnakan foto medis, kini CLAHE dapat diaplikasikan ke semua jenis citra yang perlu disempurnakan.

Gambar. 1 Alur Metode yang digunakan dalam Penelitian

Klasifikasi Penyakit Daun Jagung Menggunakan Metode CNN Dengan Pengolahan Citra He dan Clahe merupakan penelitian yang dilakukan oleh penulis sebagai hasilnya. Untuk menurunkan risiko gagal panen berdasarkan gejala penyakit yang terdeteksi pada daun padi dan membedakan akurasi dalam penerapan Pengolahan Citra He dan Clahe, proyek ini bertujuan untuk mendidik petani tentang klasifikasi penyakit pada tanaman jagung. Penelitian ini meneliti daun jagung yang sehat dan sakit, termasuk Bercak Daun Cercospora, Karat Daun Biasa, dan Hawar Daun Utara. pengembangan dan pendayagunaan teknologi pembelajaran. Di dalam Pendahuluan tidak perlu menggunakan sub-sub judul.

## Pengumpulan Data

## Tahapan penelitian ini yang pertama dilakukan yaitu dengan mengumpulkan data dari dataset gambar penyakit pada daun jagung. Data tersebut dapat diperoleh dari website kaggle.com. data yang digunakan sebesar 40 data yang berupa gambar png daun jagun. Berikut ini adalah sebuah contoh gambar dari dataset

A collage of a leaf on a tile floor

AI-generated content may be incorrect.

Gamabr. 2 contoh Sample Daun Jagung

## Preposessing Data

## Preposessing data adalah salah satu tahapan dalam melakukan mining data. Data mentah akan diolah terlebih dahulu, data preposessing atau praproses data biasanya dilakukan melalui cara yang eliminasi yang tidak sesuai. (mie.binus, 2022)

## Metode peningkatan citra yang disebut Histogram Equalization (HE) berupaya menyeimbangkan distribusi histogram dalam suatu gambar. Foto skala abu-abu yang digunakan dalam teknik ini memiliki distribusi nilai tingkat abu-abu yang diseimbangkan. Bila intensitas piksel suatu citra terdistribusi secara tidak merata, seperti pada foto yang terlalu gelap atau terlalu terang, prosedur ini digunakan. Rumus persamaan yang diberikan dalam rumus tersebut digunakan untuk menerapkan pendekatan peningkatan HE.

|  |
| --- |
| 𝑛𝑖  𝐻𝐸𝑖 = , 𝑖 = 0, 1, 2, … , 𝐿 – 1  𝑛 |

CLAHE adalah hasil pengembangan dari metode HE, di mana histogram yang dihasilkan oleh CLAHE memiliki nilai batas yang ditetapkan. Batas ini menentukan nilai maksimum tinggi dari histogram yang dihasilkan. Perhitungan dalam proses CLAHE melibatkan clip limit pada batas histogram, dan nilai clip limit dihitung menggunakan persamaan yang tercantum dalam rumus.

## Perancangan Arsitektur Jaringan

Arsitektur model menggunakan transfer learning dengan Xception sebagai feature extractor. Xception adalah jenis Convolutional Neural Network (CNN) yang telah dilatih sebelumnya dengan ImageNet, sehingga dapat mengenali pola visual seperti tepi, tekstur, dan bentuk dengan lebih akurat.

Implementasi CNN dilakukan dengan memanfaatkan transfer learning menggunakan model Xception sebagai feature extractor, serta menambahkan beberapa lapisan tambahan untuk menyesuaikan hasil ekstraksi fitur dengan dataset yang digunakan.

Pada tahap awal, model Xception yang telah dilatih sebelumnya dengan dataset ImageNet digunakan untuk mengekstraksi fitur visual dari gambar uang kertas. Model ini dipilih karena memiliki arsitektur yang mendalam dan telah terbukti mampu mengenali pola kompleks dalam citra. Bagian feature extractor dari Xception tidak dilatih ulang, sehingga bobot yang telah dipelajari tetap digunakan untuk meningkatkan efisiensi pelatihan.

Setelah fitur diekstraksi, model dilengkapi dengan beberapa lapisan tambahan untuk mengadaptasi fitur tersebut ke dalam proses klasifikasi. Lapisan konvolusi tambahan digunakan untuk menangkap detail spesifik dari dataset uang kertas. Kemudian, lapisan max pooling diterapkan untuk mengurangi dimensi fitur dan mempercepat komputasi. Untuk mengurangi risiko overfitting, digunakan dropout layer, yang secara acak menonaktifkan sebagian neuron selama pelatihan. Setelah itu, fitur yang telah diproses diubah menjadi bentuk vektor menggunakan flatten layer, sehingga dapat diproses oleh lapisan fully connected. Pada bagian akhir, lapisan dense dengan aktivasi softmax digunakan sebagai output, dengan jumlah neuron yang sesuai dengan jumlah kelas nominal uang kertas yang diklasifikasikan.

Model ini dikompilasi dengan menggunakan optimizer Adam, yang dikenal mampu menyesuaikan learning rate secara adaptif untuk meningkatkan konvergensi model. Proses pelatihan dilakukan menggunakan dataset yang telah dibagi menjadi training set dan validation set, dengan tujuan untuk mengoptimalkan akurasi dan menghindari overfitting.

Pelatihan dan Evaluasi

## Pelatihan dan Evaluasi Model

Model dilatih menggunakan dataset training dengan parameter batch size 64, jumlah epoch 100, serta metode optimasi Adam dengan learning rate 0.201. Selama pelatihan, validation set digunakan untuk memantau perkembangan akurasi dan loss, sehingga model dapat dikontrol agar tidak mengalami overfitting. Setelah pelatihan selesai, kinerja model dievaluasi menggunakan test set. Beberapa metrik evaluasi yang digunakan antara lain akurasi model, yang dihitung dengan model.evaluate(), confusion matrix untuk melihat distribusi kesalahan antar kelas, serta classification report, yang menampilkan metrik seperti precision, recall, dan F1-score untuk setiap kelas. Selain itu, grafik Loss vs Epoch dan Accuracy vs Epoch dianalisis untuk memantau konvergensi model dan perkembangan akurasinya selama pelatihan. Setelah evaluasi, model yang telah dilatih disimpan dalam format .h5 untuk implementasi lebih lanjut.

## Implementasi dan Pengujian Sistem

Setelah pelatihan selesai, model diimplementasikan dan diuji untuk menilai performanya dalam kondisi nyata. Model diuji menggunakan dataset uji dengan model.predict(), di mana hasil prediksi dibandingkan dengan label sebenarnya untuk mengukur tingkat kesalahan dan akurasi. Analisis kesalahan dilakukan dengan melihat data yang salah diklasifikasikan serta mengidentifikasi kelas yang paling sering mengalami kesalahan menggunakan confusion matrix.

Selanjutnya, model CNN yang telah dilatih diintegrasikan ke dalam aplikasi berbasis web. Pengujian dilakukan menggunakan gambar uang kertas yang belum pernah digunakan dalam pelatihan untuk memastikan sistem mampu mengenali nominal uang secara real-time dengan tingkat akurasi yang tinggi. Jika ditemukan penurunan performa, model dievaluasi kembali sebelum diimplementasikan secara penuh dalam aplikasi final. Setelah pengujian selesai, model yang telah dikembangkan disimpan untuk implementasikan.

## HASIL DAN PEMBAHASAN

## Sample Dataset yang Digunakan

Dataset yang digunakan dalam pelatihan model terdiri dari gambar daun jagung. Setiap gambar diambil dalam kondisi nyata dengan variasi sudut berbeda. Hal ini bertujuan untuk memastikan bahwa model dapat mengenali daun jagung dalam berbagai keadaan dan tidak hanya terbatas pada gambar dengan kondisi ideal.

A collage of a leaf

AI-generated content may be incorrect.

Gamabr. 3 sample yang digunakan

Setiap gambar dalam dataset telah diberi label sesuai dengan nominal uangnya, yang ditampilkan dalam teks biru di atas gambar. Label ini digunakan dalam proses pelatihan model untuk memungkinkan model belajar membedakan fitur visual dari setiap nominal uang. Gambar-gambar dalam dataset juga mencerminkan kondisi realistis dalam penggunaan sehari-hari, sehingga model dapat beradaptasi dengan baik ketika diterapkan dalam aplikasi nyata.

## Hasil Pelatihan Model

Grafik Training and Validation Loss digunakan untuk melihat bagaimana model belajar dari data. Nilai loss menunjukkan seberapa besar kesalahan prediksi model terhadap label yang sebenarnya. Semakin rendah nilai loss, semakin baik model dalam menyesuaikan diri terhadap pola dalam data. Jika kurva loss antara training set dan validation set memiliki tren yang mirip, maka model dianggap memiliki generalisasi yang baik dan tidak mengalami overfitting.

A graph showing a graph of loss

AI-generated content may be incorrect.

Gamabr. 4 Grafik Traning

Grafik Training and Validation Loss menunjukkan bagaimana nilai loss menurun seiring bertambahnya jumlah epoch. Pada awal pelatihan, loss cukup tinggi, tetapi secara bertahap menurun dan mencapai titik stabil setelah sekitar 1.6 epoch. Kurva loss pada training set (garis merah) dan validation set (garis hijau) menunjukkan pola yang hampir serupa, yang menandakan bahwa model tidak mengalami overfitting secara signifikan. Penurunan loss yang stabil hingga epoch ke-4 (ditandai dengan titik biru) menunjukkan bahwa model telah mencapai performa optimal pada titik tersebut.

Sementara itu, grafik Training and Validation Accuracy mengukur seberapa akurat model dalam mengklasifikasikan data pada setiap epoch pelatihan. Akurasi yang meningkat secara bertahap menandakan bahwa model berhasil belajar dari data yang diberikan. Perbedaan kecil antara training accuracy dan validation accuracy menunjukkan keseimbangan antara pembelajaran model dan kemampuannya untuk bekerja dengan data yang belum pernah dilihat sebelumnya.

A graph with red and green lines

AI-generated content may be incorrect.

Gamabr. 5 grafik traning dan validator

Grafik Training and Validation Accuracy menggambarkan peningkatan akurasi selama proses pelatihan. Pada awalnya, akurasi masih rendah, tetapi meningkat dengan cepat dalam

2 epoch pertama. Setelah mencapai nilai akurasi mendekati 1.0, model tetap stabil dengan sedikit fluktuasi pada validation accuracy (garis hijau). Adanya perbedaan kecil antara training accuracy (garis merah) dan validation accuracy menunjukkan bahwa model memiliki generalisasi yang cukup baik. Titik biru pada epoch ke-39 menandakan bahwa model mencapai performa optimal lebih awal dalam pelatihan, meskipun tetap stabil hingga akhir proses.

## Evaluasi Model dengan Dataset Uji

Salah satu alat utama dalam evaluasi adalah Confusion Matrix, yang memberikan gambaran distribusi prediksi model terhadap label sebenarnya. Confusion matrix membantu mengidentifikasi kelas mana yang sering diklasifikasikan dengan benar serta kelas mana yang mengalami kesalahan klasifikasi.

## A white background with black text AI-generated content may be incorrect.

Gamabr. 6 Error By Class

Gambar di atas menunjukkan Errors by Class on Test Set, yang menggambarkan jumlah kesalahan klasifikasi model terhadap masing- masing kelas pada dataset uji. Terdapat dua bar horizontal yang mewakili dua kelas berbeda. Warna merah (kelas 10.000) dan biru (kelas 1.000) menunjukkan proporsi kesalahan prediksi pada setiap kelas. Dari grafik ini, terlihat bahwa kesalahan model dalam mengklasifikasikan kedua kelas hampir merata, dengan tingkat kesalahan yang cukup signifikan di kedua kategori.

A blue squares with white text

AI-generated content may be incorrect.

Gamabr. 7 confion mark

Gambar Confusion Matrix di atas menunjukkan performa model dalam mengklasifikasikan berbagai nominal uang pada dataset uji. Nilai diagonal utama pada matriks ini menunjukkan jumlah prediksi yang benar untuk setiap kelas, dengan hasil yang cukup baik, seperti 2 prediksi benar untuk daun bagus, dan ruksak. Sebagian besar prediksi model berada pada diagonal utama, menandakan tingkat akurasi yang tinggi. Namun, terdapat ada beberapa kesalahan klasifikasi, seperti satu sampel dari kelas daun bagus yang salah diklasifikasikan sebagai satu sampel dari kelas daun ruksak yang salah diklasifikasikan sebagai bagus. Kesalahan ini mungkin disebabkan oleh kemiripan visual antara beberapa kelas uang kertas. Meskipun demikian, jumlah kesalahan yang terjadi tergolong kecil, sehingga model dapat dikatakan memiliki generalisasi yang baik. Secara keseluruhan, hasil ini menunjukkan bahwa model dapat digunakan dalam sistem pengenalan nominal uang secara otomatis dengan tingkat akurasi yang cukup tinggi, meskipun masih dapat ditingkatkan lebih lanjut melalui teknik seperti augmentasi data atau fine- tuning model.

A screenshot of a computer program

AI-generated content may be incorrect.

Gamabr. 8 classification

Gambar Classification Report di atas menunjukkan performa model dalam mengklasifikasikan berbagai nominal uang pada dataset uji. Metrik yang ditampilkan meliputi precision, recall, f1-score, dan support untuk setiap kelas. Model menunjukkan hasil yang cukup baik dengan akurasi keseluruhan sebesar 1.0%.

Sebagian besar kelas memiliki precision dan recall yang tinggi, seperti kelas daun bagus dan ruksak yang memperoleh nilai sempurna (1.00) untuk kedua metrik tersebut. Namun, terdapat sedikit ketidakseimbangan pada performa model, seperti kelas daun bagus yang memiliki recall 1.00, menunjukkan bahwa beberapa sampel dari kelas ini diklasifikasikan sebagai kelas lain. Hal serupa juga terjadi pada kelas daun ruksak, yang memiliki precision 1.00, menandakan bahwa ada sedikit kesalahan dalam mengklasifikasikan nominal ini.

Kesalahan klasifikasi ini mungkin disebabkan oleh kemiripan visual antara beberapa pecahan uang atau jumlah data latih yang kurang seimbang. Secara keseluruhan, model memiliki kemampuan generalisasi yang baik dalam mengenali nominal uang, tetapi masih dapat ditingkatkan dengan metode seperti augmentasi data, penyesuaian threshold prediksi, atau fine-tuning arsitektur model dan juga dengan menambahkan jumlah dataset yang lebih banyak.

## Analisis Kesalahan Klasifikasi

Beberapa faktor dapat menyebabkan kesalahan prediksi, seperti kualitas gambar, kemiripan visual antar kelas, dan keterbatasan dataset dalam mencakup variasi tertentu dari daun jagung.

Untuk memahami lebih dalam penyebab kesalahan ini, beberapa elemen dianalisis:



Gamabr. 9 hasil uji kesalahan

Gambar di atas menunjukkan tampilan aplikasi berbasis web yang digunakan untuk klasifikasi nominal uang kertas secara otomatis. Pada bagian kiri, terdapat fitur unggah gambar (file input) yang memungkinkan pengguna mengunggah gambar uang kertas yang ingin diklasifikasikan. Setelah gambar diunggah dan tombol "Submit" ditekan, model akan memproses gambar dan menampilkan hasil klasifikasi pada bagian kanan.

sedikit ketidakseimbangan pada performa model, seperti kelas daun bagus yang memiliki recall 1.00, menunjukkan bahwa beberapa sampel dari kelas ini diklasifikasikan sebagai kelas lain. Hal serupa juga terjadi pada kelas daun jagung ruksak yang memiliki precision 1.00, menandakan bahwa ada sedikit kesalahan dalam mengklasifikasikan nominal ini.

Kesalahan klasifikasi ini mungkin disebabkan oleh kemiripan visual antara beberapa daun bagus atau ruksak data latih yang kurang seimbang. Secara keseluruhan, model memiliki kemampuan generalisasi yang baik dalam mengenali nominal uang, tetapi masih dapat ditingkatkan dengan metode seperti augmentasi data, penyesuaian threshold prediksi, atau fine-tuning arsitektur model dan juga dengan menambahkan jumlah dataset yang lebih banyak.

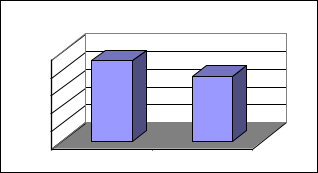
# 

# METODA

Meliputi rancangan/model, tata cara teknik pengumpulan data/informasi, tempat dan waktu, serta proses pengolahan dan analisis data/ informasi. Di dalam Metoda tidak perlu

Jika terdapat kutipan, maka dituliskan dalam badan kalimat, misalnya (Reizer, 2007: 2-5).

**Rata-rata e-RMS 30 cipher-image**



**90.8323**

**73.0107**

80

60

40

20

0

SCBIE 1 kunci

SCBIE 2 kunci

Gambar 2 Grafik perbandingan

100

# HASIL DAN PEMBAHASAN

Meliputi penyajian data/informasi yang diperoleh dan menganalisis data/informasi sesuai dengan tujuan penulisan artikel. Di dalam uraian tentang Hasil dan Pembahasan, dapat menggunakan sub-sub judul sesuai dengan permasalahan yang dibahas. Sub judul ditulis dengan huruf tebal dan miring. Apabila terdapat sub-sub judul, maka sub-sub judul ditulis miring tetapi tidak tebal. Uraian tentang Hasil dan Pembahasan harus didukung oleh rujukan/ referensi.

Pembahasan harus fokus. Jika artikelnya melakukan percobaan, maka hasil percobaan sebaiknya ditampilkan dalam bentuk grafik atau pun tabel. Keterangan gambar, grafik atau carta (*caption*) mengunakan jenis huruf Arial dengan ukuran huruf (*font size*) 9 dan dituliskan center di bawah gambar.

Contoh:

Sedangkan untuk tabel yaitu keterangan tabel harus diletakkan rata kiri di atas tabel tersebut dengan menggunakan Arial 9 point. Tabel dibuat dengan ukuran lebar 1 kolom seperti contoh Tabel 1. Tabel meminimalisasi penggunaan garis vertikal.

Tabel 1 Nama Tabel

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
|  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |
|  |  |  |  |  |  |  |

Gambar dan tabel harus diletakkan sedekat mungkin dengan teks yang berhubungan. Hindari penggunaan gambar dan tabel berwarna, karena jurnal akan dicetak hitam- putih. File gambar harus disertakan dalam format .gif, .jpg, .bmp, .png, .psd, atau .ai. Semua gambar dan tabel harus disertai keterangan dan nomor gambar atau tabel.

Gambar 1 Worldwide Telscope

# SIMPULAN DAN SARAN

Simpulan harus mengindikasikan secara jelas hasil-hasil yang diperoleh, kelebihan dan kekurangannya, serta kemungkinan pengembangan selanjutnya. Simpulan merupakan sintesa kesesuaian antara masalah, tujuan, dan hasil. Penulisan simpulan tidak menggunakan *pointer* dan penomoran tetapi menggunakan alinea. Saran merupakan tindak lanjut atau implementasi dari simpulan

# PUSTAKA ACUAN

Penulisan Pustaka Acuan dibagi menjadi 3 klasifikasi yaitu: buku, jurnal/prosiding/disertasi/ tesis/skripsi, dan lain-lain. Beberapa contoh cara penulisannya adalah sebagai berikut.

## Buku

Miarso, Y. (2004). Menyemai Benih Teknologi Pendidikan. Jakarta: Prenada Media. Norton, P., and Apargue, D. (2001). Technology for Teaching. Boston, USA: Allyn and Bacon.

## Jurnal/Prosiding/Disertasi/Tesis/Skripsi

Diana, F. (2000). Pengaruh Cara Belajar pada Siswa SMP terhadap Prestasi. Skripsi. Tidak diterbitkan. Jakarta: Fakultas Psikologi Universitas Indonesia.

Sukra, I. N. dan Handay, L. N. C. (2015). Pengaruh Penggunaan Buku Ajar (Modul) Terhadap Hasil Belajar Bahasa Inggris Untuk Akuntansi. Jurnal Teknodik Vol. 18 No. 3 Edisi Juni 2015. hal 96-103.

https://jurnalteknodik.kemdikbud.go.id/index. php/jurnalteknodik/article/view/150/149(Diun duh tanggal 1 November 2015).

## Lain-lain

Republik Indonesia. (2014). Undang-Undang Republik Indonesia Nomor 5 Tahun 2014 Tentang Aparatur Sipil Negara. https://[www.setneg.go.id/index.php?option](http://www.setneg.go.id/index.php?option)

=com\_perundangan&id=404080&task=det ail&catid=1&Itemid=42&tahun=2014 Diunduh tanggal 1 November 2015). Punaji, S. (2008). Pengertian, Fungsi, dan pemanfaatan Media Pembelajaran.

Makalah lokakarya penyusunan GBIM, Peta Kompetensi, Peta Konsep, Jabaran Materi, di Hotel Kusuma Madya Bandungan Semarang. BPM Semarang. 1-

4 April 2008. Tidak diterbitkan.