

**SISTEM DIAGNOSIS KANKER KULIT BERDASARKAN CITRA
DERMOSKOPI MENGGUNAKAN METODE YOLOv7**

SKRIPSI



**UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A**

Disusun oleh:

HUDA FEBRIANTO NURROHMAN

H02219010

PROGRAM STUDI MATEMATIKA

FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI

UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL

SURABAYA

2022

SISTEM DIAGNOSIS KANKER KULIT BERDASARKAN CITRA DERMOSKOPI MENGGUNAKAN METODE YOLOv7

SKRIPSI

Diajukan guna memenuhi salah satu persyaratan untuk memperoleh gelar Sarjana
Matematika (S. Mat) pada Program Studi Matematika



**UIN SUNAN AMPEL
S U R A B A Y A**

Disusun oleh:

HUDA FEBRIANTO NURROHMAN

H02219010

PROGRAM STUDI MATEMATIKA

FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI

UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL

SURABAYA

2022

MOTTO

ومن يتوكل على الله فهو حسبه

“Dan barangsiapa yang bertawakkal kepada Allah niscaya Allah akan mencukupkan
(keperluan) nya.”

(QS. Ath-Thalaq: 3)

HALAMAN PERSEMBAHAN

Karya sederhana ini penulis persembahkan untuk penjual tahu tek.

KATA PENGANTAR

Segala puji syukur penulis haturkan kepada Allah SWT., yang telah memberikan nikmat karunia dan hidayah-Nya sehingga skripsi dengan judul “SISTEM DIAGNOSIS KANKER KULIT BERDASARKAN CITRA DERMOSKOPI MENGGUNAKAN METODE YOLO”, dapat selesai dengan baik. Penulis mengucapkan terima kasih yang tak terhingga kepada:

1. Bapak Prof. Akh. Muzakki, M.Ag, Grad.Dip.SEA., M.Phil, Ph.D., selaku rektor Universitas Islam Negeri Sunan Ampel Surabaya.
2. Bapak Dr. Saepul Hamdani, M.Pd., selaku Dekan Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Sunan Ampel Surabaya.
3. Ibu Yuniar Farida, M.T., selaku Ketua Program Studi Matematika, Fakultas Sains dan Teknologi, Universitas Islam Negeri Sunan Ampel Surabaya.
4. Ibu Dian Candra Rini Novitasari, M.Kom., selaku dosen pembimbing skripsi yang senantiasa mengarahkan dan mengingatkan penulis.
5. Bapak dan Ibu dosen Prodi Matematika.
6. Seluruh pihak yang terlibat dalam pembuatan skripsi ini.

Penulis menyadari bahwa dalam penulisan skripsi ini masih jauh dari kata sempurna. Oleh karena itu, penulis menerima kritik dan saran yang bersifat membangun dari seluruh pihak. Penulis berharap skripsi ini dapat memberikan manfaat di dunia penelitian dan masyarakat.

Surabaya, 13 Januari 2023

Penulis

BAB 1

PENDAHULUAN

1.1. Latar Belakang Masalah

Hakikat kehidupan di dunia adalah tidak lepas akan ujian dari Allah SWT. Allah SWT memberikan ujian berupa kesenangan dan kesusahan. Sehingga dari hal tersebut, diperlukan rasa syukur dan sabar. Seseorang yang beruntung akan mendapatkan pahala orang yang bersyukur dalam kondisi senang dan pahala orang bersabar dalam kondisi susah. Sebagaimana firman Allah SWT dalam surah Ibrahim ayat 5, Luqman ayat 31, Saba' ayat 19, dan Asy-Syu'ara ayat 33 yang berbunyi:

إن في ذلك لآيات لكل صبار شكور

Artinya: “Sesungguhnya dalam yang demikian itu terdapat tanda-tanda bagi orang yang bersabar dan bersyukur”.

Allah SWT memutuskan ketetapan bagi manusia kecuali hal itu baik baginya (Ramdhan, 2019). Seperti kisah Nabi Musa AS dan kaumnya ketika Allah SWT selamatkan mereka dari Fir'aun dan siksaan yang menghinakan. Dari hal tersebut, terdapat pelajaran yang besar bagi setiap orang yang bersabar menghadapi kesengsaraan dan bersyukur dalam kenikmatan (Muaziroh & Sholiha, 2018). Karena sebaik-baik hamba ialah orang yang bersabar ketika mendapatkan cobaan dan bersyukur ketika mendapatkan kenikmatan. Sebagaimana kisah Nabi Ayyub AS ketika beliau menderita penyakit kulit, yaitu kusta atau lepra. Allah SWT menyebutkan kisah Nabi Ayyub AS dalam surah Al-Anbiya' ayat 83-84:

وأيوب إذ نادى ربه أني مسني الضر وانت أرحم الراحمين (٨٣) فاستجبنا له فكشفنا ما به من ضر وأتيناه أهله ومثلهم معهم رحمت من عندنا وذكرى للعابدين (٨٤)

Artinya: “Dan (ingatlah kisah) Ayub, ketika ia menyeru Rabbnya: “(Ya Rabbku), sesungguhnya aku telah ditimpa penyakit dan Engkau adalah Rabb Yang Maha Penyayang di antara semua penyayang.” Maka Kami pun memperkenankan seruannya itu, lalu Kami lenyapkan penyakit yang ada padanya dan Kami kembalikan keluarganya kepadanya, dan Kami lipat gandakan bilangan mereka, sebagai suatu rahmat dari sisi Kami dan untuk menjadi peringatan bagi semua yang menyembah Allah”.

Nabi Ayyub AS diuji dengan penyakit kulit sehingga banyak orang menjauhinya. Salah satu penyakit kulit yang umum dan dapat menyebabkan kematian adalah kanker kulit (Nurlitasari et al., 2022). Selain kanker serviks dan kanker payudara, kanker kulit sering ditemukan di Indonesia. Terdapat sekitar 7.8% kasus kanker kulit per tahun di Indonesia. Jenis kanker kulit yang sering ditemui di Indonesia adalah *Basal Cell Carcinoma* (BCC) sekitar 65.5%, *Squamous Cell Carcinoma* (SCC) sekitar 23%, dan *Melanoma* (MEL) sekitar 7.9%. Meskipun kasus BCC lebih sedikit daripada kasus MEL, akan tetapi jumlah kematian akibat MEL 75% dari keseluruhan jenis kanker kulit (Fu'adah et al., 2020). Dengan kata lain, MEL merupakan kanker kulit yang paling berbahaya karena dapat menyebabkan kematian. Salah satu penyebab MEL sangat berbahaya adalah kemampuannya untuk menyebar ke organ lain, seperti jantung, hati, dan paru-paru (Nugroho et al., 2019).

Kanker kulit merupakan kondisi pertumbuhan sel yang tidak normal pada kulit. Pertumbuhan sel yang tidak normal akan terus berjalan seiring waktu. Hal ini karena sering terpapar radiasi sinar UV secara langsung. Radiasi sinar UV dapat menembus lapisan luar kulit dan lapisan dalam kulit sehingga dapat merusak sel kulit termasuk sel DNA. DNA yang rusak dapat memicu kesalahan fungsi DNA sehingga DNA bermutasi. Akhirnya, hal ini dapat mengakibatkan pertumbuhan sel yang tidak terkontrol dan disebut kanker kulit (Bhimavarapu & Battineni, 2022). Dampak kanker kulit dapat dikurangi dengan melakukan deteksi pada tahap awal karena morbiditas, mortalitas, dan biaya pengobatan sangat berkorelasi dengan tahap penyakit yang diderita. Karena tahap awal kanker kulit yang mematikan, yaitu MEL masih merepresentasikan tingkat kematian yang tinggi. Kemudian, tahap lanjut dari MEL akan memperlihatkan gejala yang sangat buruk dan membutuhkan biaya perawatan yang lebih tinggi terutama pengobatan dengan imunoterapi (Janda et al., 2022).

Terdapat dua jenis kanker kulit, yaitu *benign* dan *malignant*. *Benign* merupakan kanker kulit yang tidak berbahaya sedangkan *malignant* perlu penanganan khusus bahkan dapat menyebabkan kematian. Sebagian besar *benign* tidak menyebabkan kematian karena *benign* tidak menyebar ke dalam jaringan tubuh lain dan tidak tumbuh di tempat yang sama setelah dihilangkan sehingga *benign* dapat dihilangkan dengan berbagai penanganan medis. Tahi lalat merupakan salah satu contoh dari *benign*. Di sisi lain, *malignant* memiliki tingkat kasus kematian yang cenderung tinggi. *Malignant* mampu bertumbuh secara terus-menerus dan menyebar ke dalam jaringan di sekitarnya. *Melanoma* (MEL) merupakan salah satu

contoh dari *malignant*. Melanoma merupakan jenis paling mematikan dari kanker kulit dan menyumbang 75% dari kematian akibat kanker kulit. Pada tahap awal, melanoma dapat ditangani dengan melakukan pembedahan sehingga pada tahap ini pasien memiliki harapan hidup yang tinggi. Akan tetapi, setelah metastasis pasien memiliki angka harapan hidup yang rendah (Davis et al., 2019).

Kanker kulit yang terjadi pada seseorang dapat diidentifikasi melalui gejala yang timbul pada kanker kulit itu sendiri. Gejala kanker kulit biasa disebut sebagai ABCD oleh para dokter. ABCDE merupakan kependekan dari *Asymmetry, Border, Color, Diameter, and Evolve* (Gavrilov et al., 2019). *Asymmetry* berarti tidak simetris yang menggambarkan terkait bentuk yang muncul pada kanker kulit. *Border* berarti tepi yang merepresentasikan tepian tidak rata, bertekstur kabur, dan kasar pada kanker kulit. *Color* berarti warna yang memperlihatkan kombinasi warna tidak proposional pada kanker kulit. Dengan kata lain, banyak kombinasi yang tidak teratur seperti hitam, coklat, abu-abu, dan merah. *Diameter* memperhitungkan kisaran diameter pada kanker kulit sekitar 6 mm sampai 0.25 inci. *Evolve* menunjukkan terjadinya perubahan pada sel kanker selama terinfeksi kanker kulit (Saherish & Megha, 2020). Dengan fitur ABCDE ini, dokter dapat melihat secara langsung untuk mendeteksi kanker kulit sejak tahap awal. Namun, cara tersebut kurang efisien karena mempertimbangkan penglihatan seseorang yang bisa saja berbeda. Sehingga dikembangkan sistem yang dinamakan *Computer Aided Diagnosys (CAD)* untuk mendeteksi kanker kulit oleh pihak medis. CAD memiliki beberapa tahapan seperti memroses citra digital, ekstraksi fitur, dan klasifikasi (Adyanti et al., 2017).

Terdapat beberapa penelitian tentang klasifikasi kanker kulit berdasarkan data citra dermoskopi sebelumnya. Alasadi dan Alsafy memanfaatkan *digital image processing* untuk mendeteksi kanker kulit melanoma berdasarkan fitur warna, bentuk, dan tekstur sehingga menghasilkan akurasi 98% untuk mengklasifikasikan kanker kulit (*benign* dan *malignant*) dan 93% untuk mengenali tipe melanoma (Alasadi & Alsafy, 2015). Penelitian Alasadi dan Alsafy menggunakan *Neural Network (NN)* untuk melakukan pengenalan tipe melanoma. Salah satu perkembangan dari NN adalah *Convolutional Neural Network (CNN)*. CNN merupakan bagian dari *deep learning* yang berguna untuk mengolah data citra sehingga CNN dapat mengklasifikasikan citra tanpa melakukan ekstraksi fitur sebelumnya. Karena pada CNN sudah terdapat proses ekstraksi fitur dan pembelajaran fitur. Pada CNN, terdapat berbagai arsitektur, seperti AlexNet, VGG, ResNet, GoogleNet, RCNN, Fast-RCNN, YOLO, dan masih banyak lagi. Nugroho, dkk. melakukan deteksi

kanker kulit berdasarkan citra dermoskopi menggunakan CNN sehingga mendapatkan akurasi 78%. Akurasi yang didapatkan oleh Nugroho, dkk. termasuk baik dengan mempertimbangkan tujuh kelas yang ada pada dataset yang digunakan oleh Nugroho, dkk. dalam penelitiannya (Nugroho et al., 2019). Pada penelitian yang dilakukan Fu'adah, dkk. yang menggunakan CNN, terdapat empat kelas untuk klasifikasi kanker kulit sehingga didapatkan nilai akurasi sebesar 99%.

You Only Look Once (YOLO) merupakan salah satu model deteksi objek *real-time* berdasarkan CNN yang dipublikasikan pada tahun 2016 (Redmon et al., 2016). Banyak sekali penelitian sebelumnya yang menggunakan YOLO karena kemampuannya yang dapat mendeteksi objek secara *real-time*. Bahkan, per tahun 2022 sudah terdapat YOLOv7 meskipun terdapat banyak sekali versi YOLO yang tidak resmi. Kemunculan versi YOLO yang tidak resmi tersebut dikarenakan banyaknya penggemar YOLO yang ingin memodifikasi dan membuat YOLO sendiri. Berdasarkan kemunculan banyak versi YOLO sebelumnya, YOLO memiliki berbagai versi yang terus dan masih dikembangkan hingga saat ini. Chhatlani, dkk. melakukan deteksi melanoma dan non melanoma menggunakan YOLOv5 sehingga menghasilkan *Average Precision* (AP) sebesar 89% untuk kedua kelas, 93% untuk melanoma, dan 83% untuk non melanoma.

Metode YOLO sudah terbukti dan seringkali menjadi metode yang disarankan untuk melakukan deteksi objek. Mempertimbangkan perkembangannya dari tahun 2016 hingga tahun 2020 yang sudah memunculkan banyak variasi dan modifikasi, YOLO sangat bergantung pada pengolahan data di saat proses pembentukan model. Misalnya, ukuran data masukan yang terlalu besar membuat pembentukan model menghabiskan banyak waktu. Di sisi lain, ukuran data masukan yang terlalu kecil membuat YOLO kesulitan untuk mengenali objek pada citra. Sehingga, diperlukan proses *resize* yang tepat untuk menentukan ukuran citra pada proses pembentukan model.

Berdasarkan penelitian-penelitian yang sudah ada sebelumnya, algoritma YOLO sangat cepat dan akurat untuk melakukan tugas deteksi objek sehingga penelitian ini menggunakan YOLOv7 untuk melakukan deteksi kanker kulit berdasarkan citra dermoskopi. Penelitian ini memanfaatkan proses *resize* untuk mengurangi waktu komputasi dan menemukan ukuran citra yang sesuai untuk pembentukan model deteksi kanker kulit. Penelitian ini diharapkan dapat membuat sistem diagnosis kanker kulit menggunakan YOLOv7 sehingga terdapat alternatif pendeteksian kanker kulit yang efisien.

1.2.Rumusan Masalah

Berdasarkan penguraian masalah pada latar belakang penelitian, terdapat rumusan masalah sebagai berikut:

- 1.2.1. Bagaimana proses deteksi kanker kulit menggunakan YOLOv7 berdasarkan deteksi objek pada data citra dermoskopi?
- 1.2.2. Bagaimana hasil deteksi kanker kulit menggunakan YOLOv7 berdasarkan uji coba *batch size*, ukuran citra masukan, dan versi YOLOv7?

1.3. Tujuan Penelitian

Berdasarkan kedua rumusan masalah di atas, penelitian ini dilakukan dengan tujuan sebagai berikut:

- 1.3.1. Mengetahui bagaimana proses deteksi kanker kulit menggunakan YOLOv7 berdasarkan deteksi objek pada data citra dermoskopi.
- 1.3.2. Mengetahui bagaimana hasil deteksi kanker kulit menggunakan YOLOv7 berdasarkan uji coba *batch size*?

1.4. Manfaat Penelitian

Penelitian ini diharapkan dapat memberikan manfaat pada seluruh pihak, seperti yang dipaparkan berikut ini:

1.4.1. Manfaat Teoritis

Penelitian ini diharapkan dapat menjadi referensi untuk para peneliti berikutnya dalam deteksi kanker kulit menggunakan YOLOv7 berdasarkan deteksi objek pada data citra dermoskopi.

1.4.2. Manfaat Praktis

1.4.2.1. Bagi Penulis

Meningkatkan pengetahuan penulis dalam menerapkan algoritma YOLO untuk deteksi kanker kulit pada citra dermoskopi.

1.4.2.2. Bagi Tim Medis

Meningkatkan efisiensi tim medis untuk mendeteksi kanker kulit dengan kemudahan dan keakuratan yang lebih signifikan.

1.4.2.3. Bagi Masyarakat

Meningkatkan waktu diagnosis kanker kulit dan memberikan bahan edukasi kepada masyarakat terkait tingkat bahaya kanker kulit.

1.5. Batasan Masalah

Mempertimbangkan ruang lingkup permasalahan yang luas, maka penelitian ini menggunakan batasan-batasan masalah sebagai berikut:

- 1.5.1. Metode *deep learning* yang digunakan pada penelitian ini untuk mendeteksi kanker kulit menggunakan data citra dermoskopi adalah metode YOLOv7.
- 1.5.2. Data citra yang digunakan pada penelitian ini untuk mendeteksi kanker kulit adalah data citra dermoskopi.
- 1.5.3. Kategori kanker yang digunakan pada penelitian ini yaitu *melanoma, actinic keratosis, nevus, basal cell carcinoma, squamous cell carcinoma, dermatofibroma, benign keratosis lesion, dan vascular lesion*.

1.6. Sistematika Penulisan

Penelitian ini tersusun atas lima bab yang memuat seluruh isi penelitian dan diringkas pada sistematika penulisan sebagai berikut:

1. BAB I PENDAHULUAN memaparkan tentang latar belakang penelitian, rumusan masalah penelitian, tujuan penelitian, manfaat penelitian, dan sistematika penulisan penelitian.
2. BAB II TINJAUAN PUSTAKA memaparkan tentang teori-teori yang digunakan pada penelitian ini berdasarkan jurnal dan buku yang mendukung penelitian ini. Tinjauan pustaka penelitian ini memuat teori tentang kanker kulit dan citra dermoskopi, metode pada tahap *pre-processing* menggunakan anotasi dan *resize*, metode pada tahap deteksi kanker kulit menggunakan *You Only Look Once* (YOLO), dan metode pada tahap evaluasi menggunakan *mean Average Precision* dan *Confusion Matrix*.
3. BAB III METODE PENELITIAN memaparkan tentang proses memperoleh data dan mengolah data sehingga rumusan masalah pada penelitian ini dapat terselesaikan.

4. BAB IV HASIL DAN PEMBAHASAN memaparkan tentang hasil penelitian terkait proses yang terjadi pada deteksi kanker kulit dan analisis hasil yang diperoleh.
5. BAB V PENUTUP memaparkan tentang kesimpulan pada penelitian ini dan saran penulis pada penelitian selanjutnya.

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

2.1. Kanker

Kanker merupakan pertumbuhan sel yang tidak terkendali pada organ tubuh manusia dan dapat menyebar ke dalam organ tubuh lainnya. Perubahan sel normal menjadi sel kanker disebut sebagai karsinogenesis yang terdiri dari tiga tahap. Tahap pertama merupakan tahap inisiasi yang mengubah ekspresi gen atau bahkan penghapusan bagian DNA akibat mutasi gen. Tahap kedua merupakan tahap promosi yang memulai sel-sel berproliferasi. Tahap terakhir merupakan tahap progresif yang memulai perkembangan sel secara agresif dengan pada jumlah dan ukuran sehingga membentuk tumor primer. Pada tahap ini, sel melakukan invasi dan mulai bermetastasis (Baranwal et al., 2021).

Ketika sel bertumbuh di luar batas normal dan tidak mengalami kematian, maka akan membentuk tumor (Shedden-Mora et al., 2020). Terdapat dua jenis tumor, yaitu *benign* (tumor jinak) dan *malignant* (tumor ganas). *Benign* tumbuh dengan lambat dan tidak menyebar pada jaringan di sekitarnya. *Benign* tidak berbahaya terhadap tubuh manusia dan prognosisnya baik (P. Wu et al., 2021). Sedangkan *malignant* berkembang dan tumbuh serta mengganggu jaringan di sekitarnya. Menghilangkan tumor cenderung sulit meskipun dengan pembedahan. Karena *malignant* tidak berdiferensiasi dengan baik dan tidak matang sehingga menyebar ke dalam jaringan di sekitarnya [<https://doi.org/10.1016/j.jvs.2022.04.039>]. Akibatnya, sering terjadi pertumbuhan tumor lagi setelah pembedahan. Metastasis sering terjadi karena menyebar ke dalam jaringan di sekitarnya. Jika tidak dilakukan pembedahan, terapi radiasi, atau terapi kemo maka akan mengakibatkan kematian. Terkait *malignant*, prognosis bergantung pada waktu diagnosis, derajat kemajuan, dan metastasis (Park et al., 2022).

Terdapat beberapa penanganan medis untuk mengatasi sel kanker yang berkembang, yaitu pembedahan, terapi kemo, terapi hormon, terapi biologis, dan terapi radiasi. Pembedahan dilakukan oleh tenaga medis dengan memotong sel kanker. Terapi kemo merupakan penanganan sel kanker dengan pemberian obat untuk membunuh sel kanker (Strobel et al., 2019). Terapi hormon digunakan untuk menghentikan hormon yang dibutuhkan oleh sel kanker dalam berkembang. Terapi biologis bekerja dengan sistem kekebalan tubuh untuk menangani sel kanker atau menangani efek samping dari sel kanker (Waks & Winer, 2019). Terapi radiasi

menggunakan sinar-X untuk membunuh sel kanker (Y. Wu et al., 2021). Akan tetapi, berbagai metode tersebut belum tentu sesuai untuk setiap orang dan terdapat efek samping dalam melakukan setiap metode tersebut.

2.2. Kanker Kulit

Kanker kulit merupakan penyakit yang mengubah sel normal pada kulit menjadi sel kanker. Sel kanker akan tumbuh pada kulit secara terus menerus dan biasanya tidak simetris. Kanker kulit memiliki struktur yang tidak umum dengan diferensiasi sel pada tingkat kromatin, nukleus, dan sitoplasma. Hal ini karena terdapat kerusakan pada DNA. Kerusakan pada DNA dapat terjadi karena paparan sinar UV secara berlebihan. Radiasi sinar UV dapat menembus bagian dalam kulit sehingga dapat membunuh sel-sel kulit termasuk DNA pada sel. Kerusakan pada DNA dapat menyebabkan malfungsi sehingga DNA pada sel bermutasi (Nugroho et al., 2019).

2.2.1. *Melanoma* (MEL)

Melanoma termasuk dalam kanker kulit yang sangat berbahaya. Kanker kulit melanoma dapat menyebar ke dalam organ tubuh lain. Melanoma berasal dari melanosit. Melanosit merupakan sel penghasil melanin yang ada pada kulit. Melanoma memiliki bentuk yang tidak normal, tidak simetris, dan memiliki lebih dari satu warna. Tahi lalat yang terkena melanoma dapat menimbulkan rasa gatal dan mengeluarkan darah. Melanoma biasanya ditemukan di vulva, mata, kulit, sinus, paru-paru, tenggorokan, saluran pencernaan, dan saluran reproduksi. Selain itu, kanker kulit melanoma juga dapat ditemukan di bagian anus dan rektum. Melanoma lebih sering ditemukan di tubuh seorang pria daripada seorang wanita. Hampir sama dengan jenis kanker kulit lain, penyebab utama kemunculan kanker kulit melanoma karena mutasi genetik akibat radiasi sinar UV. Sinar UV tidak merusak DNA secara langsung, akan tetapi membentuk spesies oksigen reaktif sepanjang fotoreseptor non-DNA pada tubuh. Radikal oksigen yang dihasilkan menyebabkan kerusakan dan fragmentasi DNA sehingga mengakibatkan mutasi gen (Sang & Deng, 2019). Kanker kulit melanoma seperti terlihat pada Gambar 2.1.

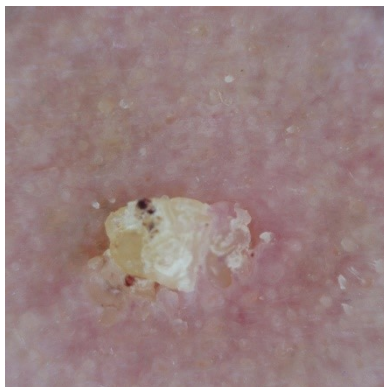


Gambar 2.1. Contoh kanker kulit melanoma

Sumber: (Codella et al., 2018; Combalia et al., 2019; Tschandl et al., 2018)

2.2.2. *Actinic Keratosis (AK)*

AK merupakan kanker kulit yang sangat umum diderita. Paparan sinar UV yang sangat tinggi pada tubuh dapat menyebabkan kemunculan AK, seperti pada bagian wajah, kulit kepala, leher, punggung tangan, dan lengan. AK memiliki kemungkinan berevolusi menjadi SCC, akan tetapi tidak memungkinkan untuk memprediksi setiap lesi. Oleh karena itu, pengobatan AK sangat penting untuk menghindari perubahannya menjadi SCC. Seseorang yang berusia lebih dari 40 tahun memiliki kecenderungan untuk terkena AK daripada seseorang yang lebih muda (Dianzani et al., 2020). Kanker kulit actinic keratosis seperti terlihat pada Gambar 2.2.

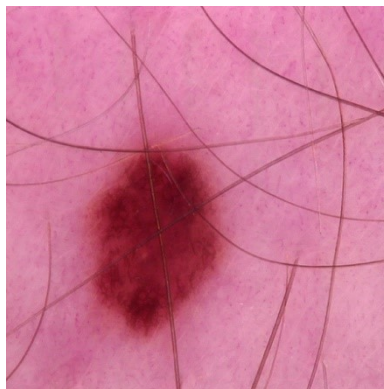


Gambar 2.2. Contoh kanker kulit actinic keratosis

Sumber: (Codella et al., 2018; Combalia et al., 2019; Tschandl et al., 2018)

2.2.3. *Nevus (NV)*

NV merupakan *benign* yang berasal dari melanosit, sel dendritik yang menghasilkan pigmen, dan biasanya ditemukan di antara keratinosit yang berada pada lapisan basal epidermis. NV yang bertumbuh sangat berbahaya karena berpotensi menjadi melanoma. NV memiliki ciri-ciri seperti tahi lalat. Jika NV sering terpapar polusi, sinar UV, dan bahan kimia berbahaya dapat berpotensi menjadi melanoma. Kanker kulit jenis ini memberikan efek bagi seseorang yang terkena komplikasi, seperti gangguan saraf, kejang, pingsan, dan muntah (Fu'adah et al., 2020). Kanker kulit nevus seperti terlihat pada Gambar 2.3.

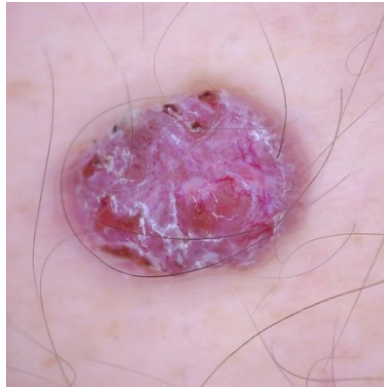


Gambar 2.3. Contoh kanker kulit nevus

Sumber: (Codella et al., 2018; Combalia et al., 2019; Tschandl et al., 2018)

2.2.4. Basal Cell Carcinoma (BCC)

BCC merupakan kanker kulit yang dari sel-sel basal di dekat persimpangan epidermis-dermis. Kanker kulit jenis ini tumbuh dengan lambat dan tidak bermigrasi. Kemunculan BCC seringkali karena paparan sinar matahari secara langsung dan berlebihan dan biasanya terdapat pada bagian wajah atau leher. Pria dan orang yang semakin tua memiliki presentase lebih tinggi untuk terkena BCC. Diet energi tinggi (khususnya lemak tinggi, vitamin rendah), bahan kimia berbahaya, dan paparan debu juga dapat menyebabkan munculnya BCC. Dalam praktiknya, BCC dibagi menjadi empat jenis, yaitu jenis dangkal, nodular, pigmen, dan titik keras (Sang & Deng, 2019). Kanker kulit BCC seperti terlihat pada Gambar 2.4.

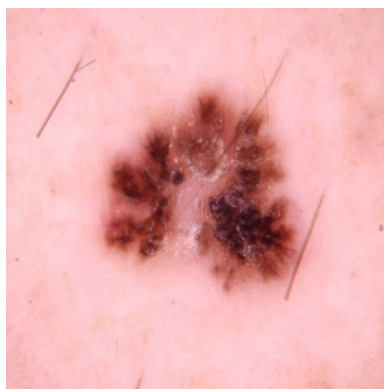


Gambar 2.4. Contoh kanker kulit BCC

Sumber: (Codella et al., 2018; Combalia et al., 2019; Tschandl et al., 2018)

2.2.5. *Squamous Cell Carcinoma (SCC)*

SCC merupakan tipe kanker kulit yang tidak agresif. Kanker kulit jenis ini tumbuh dengan lambat. Terapi tanpa pembedahan dapat menangani SCC jika didiagnosis lebih awal. Karena *benign* dapat bertumbuh dengan terus menerus serta menyebar ke tulang, jaringan, dan bahkan kelenjar getah bening jika tidak ditangani sejak awal (Fu'adah et al., 2020). SCC kebanyakan diderita oleh seseorang yang berusia lebih dari 60 tahun dan berjenis kelamin pria. Daerah invasi SCC dapat dibagi menjadi tiga bagian, yaitu dangkal, dalam, dan tipe transfer (Sang & Deng, 2019). Kanker kulit SCC seperti terlihat pada Gambar 2.5.



Gambar 2.5. Contoh kanker kulit SCC

Sumber: (Codella et al., 2018; Combalia et al., 2019; Tschandl et al., 2018)

2.2.6. *Dermatofibroma (DF)*

DF termasuk ke dalam kategori *benign*. Kanker kulit jenis ini muncul karena pertumbuhan campuran dari jenis sel di lapisan dermis kulit secara berlebih. Gejala *dermatofibroma* muncul setelah mengalami beberapa trauma kulit ringan, seperti luka tusuk. *Dermatofibroma* berukuran sekitar 2-3 mm, berwarna coklat keunguan, berstruktur keras, dan menimbulkan rasa nyeri ketika ditekan (Fu'adah et al., 2020). Kanker kulit DF seperti terlihat pada Gambar 2.6.

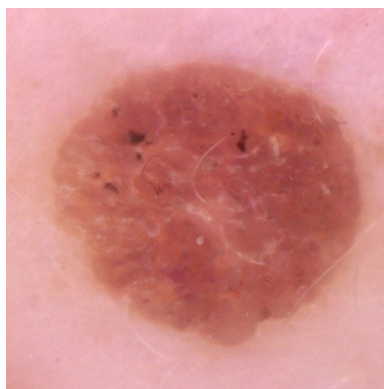


Gambar 2.6. Contoh kanker kulit DF

Sumber: (Codella et al., 2018; Combalia et al., 2019; Tschandl et al., 2018)

2.2.7. Benign Keratosis Lesion (BKL)

BKL merupakan kanker kulit yang tidak berbahaya dan tumbuh dengan warna coklat, hitam, atau coklat lilin. BKL cenderung tidak berbahaya dan tidak memerlukan perawatan khusus. Tampilan umum dari BKL berupa bercak bulat atau oval yang seakan-akan menempel pada kulit. Kanker kulit jenis ini lebih sering terjadi seiring bertambahnya usia. Daerah kulit yang mengandung rambut dan mukosa sering kali menjadi tempat tumbuhnya BKL. Kanker kulit jenis ini juga ditemukan di daerah genital pria (Hall, 2019). Kanker kulit BKL seperti terlihat pada Gambar 2.7.



Gambar 2.7. Contoh kanker kulit BKL

Sumber: (Codella et al., 2018; Combalia et al., 2019; Tschandl et al., 2018)

2.2.8. *Vascular Lesion (VASC)*

VASC atau yang lebih dikenal sebagai tanda lahir merupakan kanker kulit yang ada pada kulit dan jaringan di bawahnya (Pathak et al., 2021). Kanker kulit jenis ini relatif umum terjadi. Terdapat tiga kategori utama dari VASC, yaitu Hemangioma, Malformasi Vaskular, dan Granuloma Piogenik. Ketiga jenis tanda lahir ini terlihat serupa, meskipun ketiganya memiliki perawatan yang berbeda-beda. Hemangioma merupakan jenis kanker kulit yang umum pada anak-anak. Seringkali Hemangioma dapat dipantau oleh dokter kulit atau dokter anak karena kanker kulit jenis ini tumbuh secara alami dan tanpa perawatan. Meskipun tidak banyak Hemangioma yang perlu perawatan khusus karena berada pada daerah yang tidak tepat. Malformasi vaskular merupakan kesalahan kongenital dalam pembentukan pembuluh darah. Malformasi vaskular memerlukan perawatan khusus karena terkait dengan kesalahan fungsi pada pembuluh darah. Granuloma piogenik merupakan kanker kulit tidak berbahaya yang terbentuk sebagai respon terhadap cedera jaringan lokal. Kanker kulit jenis ini umumnya muncul pada anak-anak dan ibu hamil pada daerah mulut dan ujung jari (Rastogi et al., 2020). Kanker kulit VASC seperti terlihat pada Gambar 2.8.



Gambar 2.8. Contoh kanker kulit VASC

Sumber: (Codella et al., 2018; Combalia et al., 2019; Tschandl et al., 2018)

2.3. Citra Digital

Sebagian besar informasi didapatkan dalam bentuk gelombang elektrik dan sinyal. Informasi dapat diubah ke dalam bentuk sinyal dua dimensi atau biasa disebut sebagai citra. Citra digital merupakan representasi dari fungsi intensitas cahaya dalam bentuk diskrit pada ruang dua dimensi. Pada citra digital terdapat beberapa elemen baris dan kolom yang disebut piksel. Piksel pada citra memiliki atribut koordinat (x, y) dan amplitudo (x, y) . Koordinat (x, y) merepresentasikan letak piksel dalam sebuah citra digital. Sedangkan amplitudo (x, y) menunjukkan intensitas warna yang ada pada citra (Ratna, 2020). Sebuah citra digital dapat dilihat sebagai gambaran visual dari matriks yang berisi bilangan bulat (integer). Bilangan bulat tersebut menunjukkan derajat keabuan untuk citra tingkat abu-abu dan menunjukkan warna untuk citra tingkat warna (Blackledge, 2005; Septiaji & Firdausy, 2018).

Citra dapat direpresentasikan sebagai fungsi dari dua variabel $f(x, y)$ berdasarkan tingkat keabuan (x, y) . Sehingga citra tersebut dapat diubah menjadi fungsi diskrit sebagai citra digital,

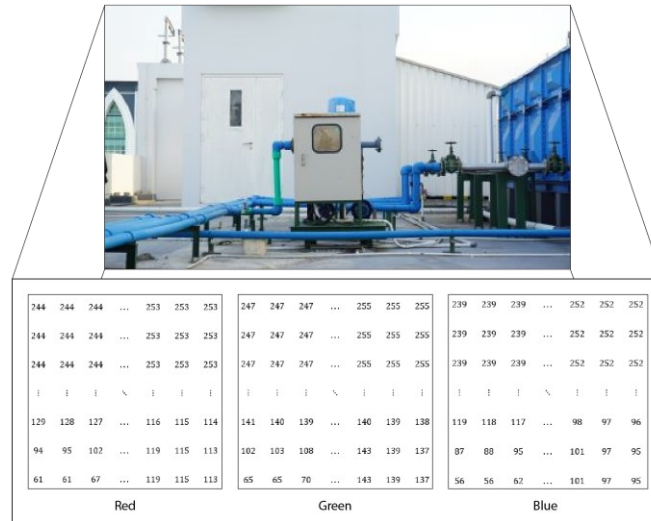
$$f_{ij} \text{ dimana } f_{ij} \equiv f(x_i, y_i) \quad (2.1)$$

f_{ij} merupakan nilai fungsi pada $x = x_i$ dan $y = y_i$ sehingga bisa didefinisikan sebagai matriks atau array dua dimensi sebagai berikut,

$$f_{ij} = \begin{pmatrix} f_{11} & f_{12} & \cdots & f_{1n} \\ f_{21} & f_{22} & \cdots & f_{2n} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ f_{n1} & f_{n2} & \cdots & f_{nn} \end{pmatrix} \quad (2.2)$$

2.3.1. Citra Warna

Citra RGB merupakan citra digital yang memiliki tiga kanal warna, yaitu *Red*, *Green*, *Blue* (RGB). Setiap lapisan warna, masing-masing memiliki nilai piksel antara 0 sampai 255. Pada umumnya, nilai piksel ini tersimpan pada memori komputer atau berkas tertentu dalam bentuk 8-bit atau 2^8 warna. Gambar 2.9 merupakan contoh citra RGB (Septiaji & Firdausy, 2018).

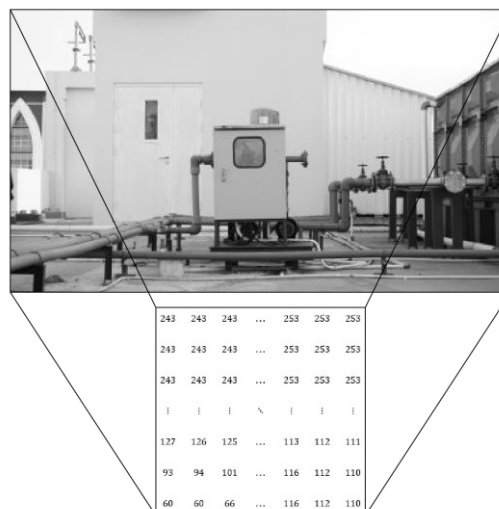


Gambar 2.9. Citra warna beserta nilai pikselnya

Sumber: (Kusumanto, RD; Tomponu, 2011)

2.3.2. Citra Skala Abu-Abu

Citra skala abu-abu merupakan citra yang memiliki satu kanal warna, yaitu menunjukkan intensitas derajat keabuan itu sendiri. Pada umumnya, nilai piksel yang dimiliki citra skala abu-abu berkisar antara 0 sampai 255 (Kusumanto, RD; Tomponu, 2011). Gambar 2.10 merupakan salah satu contoh citra skala abu-abu.

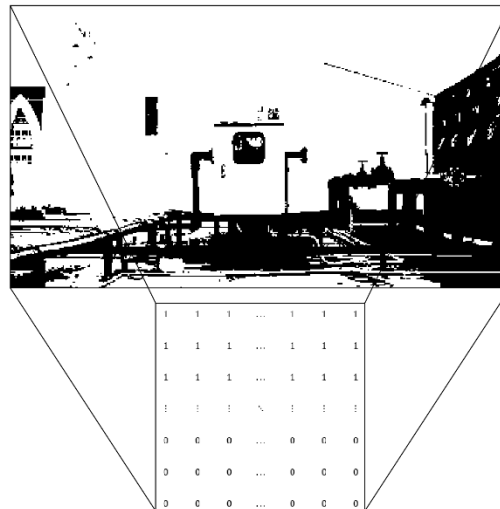


Gambar 2.10. Citra skala abu-abu beserta nilai pikselnya

Sumber: (Kusumanto, RD; Tomponu, 2011)

2.3.3. Citra Biner

Citra biner merupakan citra yang hanya memiliki dua nilai, yaitu 0 atau 1. Citra ini termasuk citra yang paling sederhana karena nilai 0 pada suatu piksel citra biner menggambarkan warna hitam sedangkan nilai 1 menggambarkan warna putih (Kusumanto, RD; Tompunu, 2011). Contoh citra biner seperti terlihat pada Gambar 2.11.

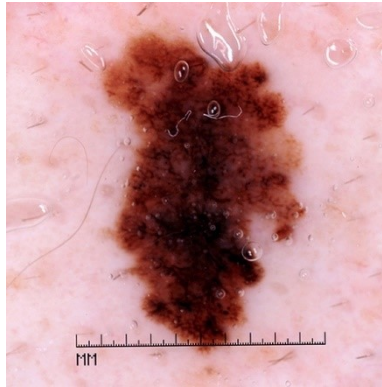


Gambar 2.11. Citra biner beserta nilai pikselnya

Sumber: (Kusumanto, RD; Tompunu, 2011)

2.3.4. Citra Dermoskopi

Dermoskopi menuju pada istilah dalam pemeriksaan kulit menggunakan mikroskop. Teknik ini merupakan teknik pencitraan kulit beresolusi tinggi yang memungkinkan visualisasi struktur kulit dengan mengurangi pantulan permukaan. Hal ini bertujuan untuk mengamati kulit dengan lebih detil dan mempermudah diagnosis kanker kulit. Sehingga, hasil dari teknik pencitraan kulit menggunakan mikroskop ini disebut sebagai citra dermoskopi (Celebi et al., 2019). Contoh citra dermoskopi seperti terlihat pada Gambar 2.12.

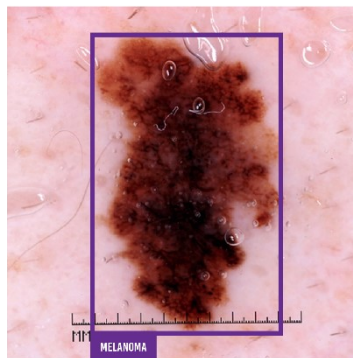


Gambar 2.12. Citra dermoskopi yang mengandung kanker kulit melanoma

Sumber: (Nersisson et al., 2021)

2.4. Anotasi

Anotasi merupakan salah satu tahap *pre-processing* yang dilakukan untuk menyelesaikan proses deteksi objek. Setiap metode deteksi objek memerlukan kotak pembatas untuk objek atau biasa dinamakan anotasi. Proses ini memberikan label pada objek di dalam citra. Sehingga, hasil dari proses anotasi berupa koordinat dan label dari sebuah objek dalam citra. Pada umumnya, terdapat empat koordinat yang dihasilkan dalam proses anotasi untuk menandai objek. Contoh anotasi seperti terlihat pada Gambar 2.13.



Gambar 2.13. Anotasi objek kanker kulit melanoma pada data citra dermoskopi

Sumber: (Nersisson et al., 2021)

2.5. Resize

Dalam citra digital, *resize* atau penskalaan gambar merupakan proses rekonstruksi citra untuk mengubah ukuran sebuah citra (Morsy, 2018). Pengubahan ukuran citra biasanya terjadi untuk menyamakan ukuran citra dan mengurangi waktu komputasi (Supaha et al., 2020; Umamaheswari & Geetha, 2018). Contoh penskalaan gambar seperti terlihat pada Gambar 2.14.



(a)



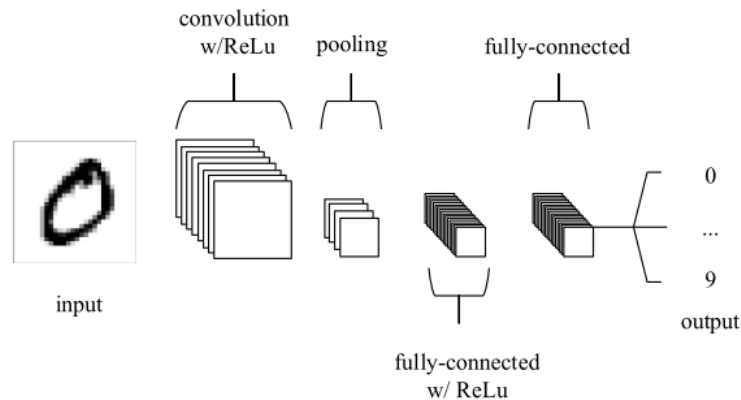
(b)

Gambar 2.14. (a) Citra sebelum diubah berukuran 500×500 piksel (b) Citra setelah diubah berukuran 200×200 piksel

2.6. *Convolutional Neural Network (CNN)*

CNN merupakan salah satu bagian dari *deep learning* dan pengembangan dari *Multi Layer Perceptron* (MLP). CNN merupakan algoritma yang mirip dengan *Artificial Neural Network* (ANN). Bahkan karena kemiripannya, strategi pengembangan ANN dapat diterapkan pada CNN. Data masukan pada CNN berupa matriks dari citra sehingga menghasilkan keluaran berupa skor atau bobot tertentu. *Layer* terakhir pada sebuah CNN mengandung *loss function* yang diasosiasikan dengan kelas tertentu. Pada umumnya, perbedaan ANN dan CNN terletak pada CNN yang lebih mengutamakan pengenalan pola pada sebuah citra. Hal ini dapat mengeluarkan fitur spesifik pada sebuah citra sehingga diolah pada arsitektur CNN.

Berdasarkan kemampuan CNN yang dapat mengolah data citra, neuron pada CNN terdiri atas neuron tiga dimensi. Neuron tersebut mengandung dimensi spasial dari data masukan, yaitu *height*, *width*, dan *depth*. *Depth* tidak mengacu pada jumlah *layer* pada jaringan, akan tetapi mengacu pada dimensi ketiga dari *activation volume*. Neuron pada setiap *layer* hanya terkoneksi terhadap *layer* yang mendahuluinya. CNN terdiri dari tiga jenis *layer*, yaitu *convolutional layer*, *pooling layer*, dan *fully-connected layers*. Arsitektur dasar pada CNN seperti terlihat pada Gambar 2.15.

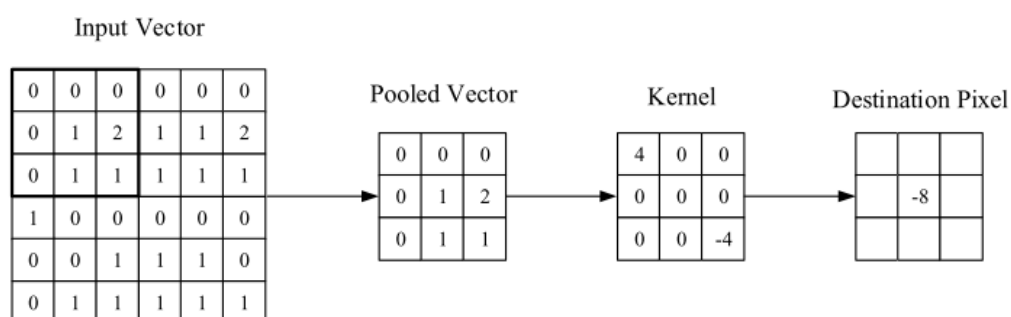


Gambar 2.15. Arsitektur dasar CNN

Sumber: (O'Shea & Nash, 2015)

2.6.1. Convolutional Layer

Convolutional Layer merupakan *layer* utama dari CNN karena pada *layer* ini citra diolah dan dipelajari oleh CNN. *Convolutional layer* menerapkan operasi konvolusi dengan tujuan mendapatkan fitur-fitur yang ada pada citra, seperti *edge*, *color*, dan *shape*. Operasi konvolusi terjadi antara matriks dari data masukan, yaitu citra dan matriks kernel. Kernel merupakan matriks berisi nilai -1 atau 1 dengan ukuran tertentu yang berguna untuk mendapatkan fitur dari citra sesuai dengan ukuran matriks kernel. Kernel memproses citra masukan dengan cara bergeser sebanyak *stride* yang ditentukan. Hasil keluaran dari *convolutional layer* berupa *feature map* yang didapatkan dari sebuah citra masukan. Gambar 2.16 menunjukkan representasi dari *convolutional layer*.



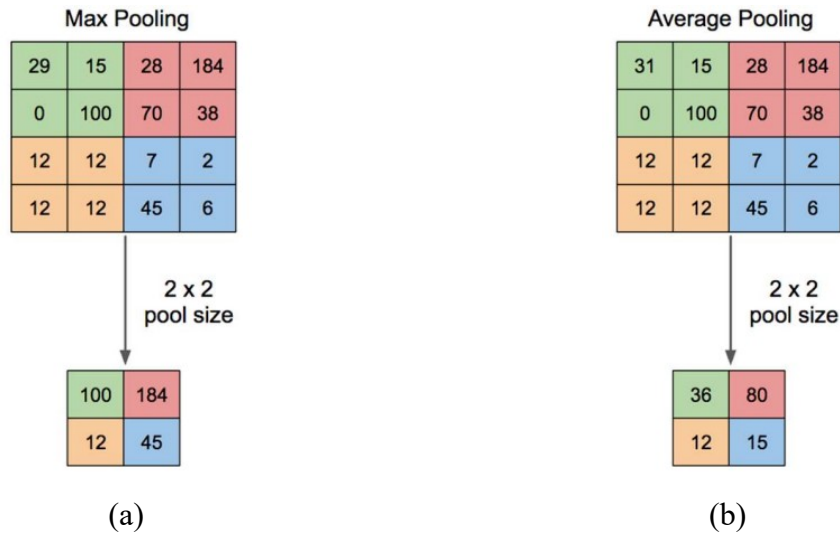
Gambar 2.16. Cara kerja kernel pada convolutional layer

Sumber: (O'Shea & Nash, 2015)

2.6.2. Pooling Layer

Pooling layer merupakan *layer* yang memproses *feature map* dari *convolutional layer*. *Layer* ini berfungsi untuk mengurangi volume pada setiap tumpukan *feature map* tanpa menghilangkan informasi yang dibutuhkan. Terdapat beberapa jenis *pooling layer* seperti, *max*

pooling dan *average pooling*. *Max pooling* mengambil nilai tertinggi pada *feature map* dengan mempertimbangkan ukuran tertentu. Sedangkan *average pooling* mengambil nilai rata-rata pada *feature map* dengan mempertimbangkan ukuran tertentu. Proses *max pooling* dan *average pooling* seperti terlihat pada Gambar 2.17.



Gambar 2.17. Cara kerja *pooling layer* (a) *Max pooling* (b) *Average pooling*

Sumber: (Yani et al., 2019)

2.6.3. Fully-Connected Layer

Fully-Connected Layer merupakan *layer* yang akan melakukan klasifikasi terhadap keluaran dari *convolutional layer* dan *pooling layer*. Matriks dengan jumlah n dimensi pada keluaran sebelumnya, diubah menjadi matriks dengan satu dimensi pada *fully-connected layer* sebelum pada akhirnya dilakukan klasifikasi. Perhitungan pada *fully-connected layer* seperti terlihat pada Persamaan 2.3.

$$y_j = b_j + \sum_i w_{ij}x_i \quad (2.3)$$

y merupakan keluaran dari *fully-connected layer*, b merupakan bias, w merupakan bobot pada jaringan dengan ukuran $i \times j$ dengan i yang merepresentasikan jumlah fitur dan j yang merepresentasikan jumlah kelas, dan x merupakan hasil keluaran dari *layer* sebelumnya.

Pada dasarnya, *fully-connected layer* selalu diisi dengan fungsi aktivasi *softmax*. *Softmax* merupakan fungsi aktivasi yang mengubah nilai angka atau log ke dalam probabilitas. Keluaran dari *softmax* merupakan vektor dengan probabilitas pada setiap hasil yang mungkin. Secara matematis, *softmax* dapat dituliskan seperti pada Persamaan 2.4.

$$S(y)_i = \frac{e^{y_i}}{\sum_{j=1}^n e^{y_j}} \quad (2.4)$$

$S(y)_i$ merupakan nilai probabilitas y_i , n merupakan jumlah kelas, y_i merupakan vektor masukan pada fungsi aktivasi *softmax*. Hasil dari fungsi aktivasi *softmax* berupa nilai antara 0 sampai 1 sehingga membuat distribusi probabilitas yang valid.

2.7. Deteksi Objek

Deteksi objek merupakan salah satu proses penting dalam *computer vision* dengan mendeteksi sebuah objek pada sebuah citra dengan kelas tertentu, misalnya mobil, manusia, hewan secara spesifik, atau yang lainnya. Sebagai salah satu bagian penting dalam *computer vision*, deteksi objek merupakan dasar dari beberapa tugas *computer vision* seperti melacak objek, segmentasi objek, dan mengambil teks dalam gambar (Zou et al., 2019). Contoh deteksi objek seperti terlihat pada Gambar 2.18.



Gambar 2.18. YOLO yang mendeteksi objek manusia, anjing, dan kuda

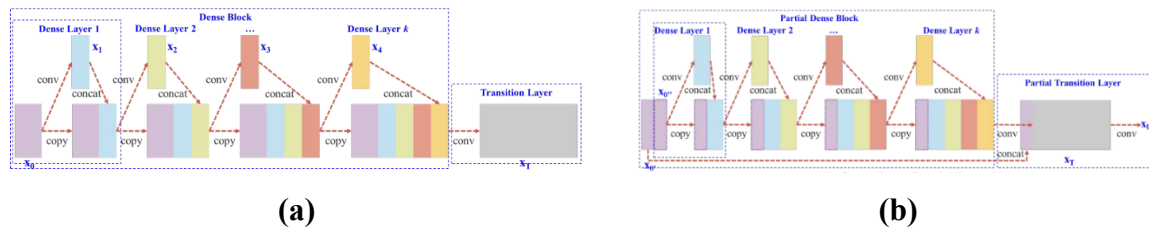
Sumber: (Redmon et al., 2016)

2.8. You Only Look Once

YOLO merupakan sebuah algoritma yang dapat digunakan untuk mendeteksi objek secara *real time*. Algoritma ini bekerja dengan membagi citra ke dalam beberapa kotak sehingga YOLO memprediksi batas kotak pada sebuah objek. Hasil prediksi tersebut kemudian diklasifikasikan ke dalam kelas tertentu dengan memilih batas kotak yang memiliki nilai paling tinggi. YOLO merupakan algoritma deteksi objek berdasarkan *Fully Connected Neural Network* (FCNN). Secara umum, terdapat tiga komponen utama pada YOLO, yaitu *backbone*, *neck*, dan *head*. *Backbone* melakukan ekstraksi fitur yang sangat esensial pada sebuah citra kemudian diteruskan ke *neck*. Bagian *neck* mengumpulkan *feature map* yang diekstraksi dari *backbone* dan membuat *feature pyramid*. Pada akhirnya, *head* melakukan deteksi untuk terakhir kalinya.

2.8.1. CSPDarknet53

CSPDarknet53 merupakan salah satu jenis *Convolutional Neural Network* (CNN) dan *backbone* dari sebuah deteksi objek yang menggunakan arsitektur Darknet53 dengan *Cross Stage Partial Network* (CSPNet). CSPDarknet53 terdiri dari *based convolution layer* dan jaringan CSP. CSPDarknet53 menggunakan CSPNet untuk melakukan partisi *feature map* pada *based layer* menjadi dua bagian kemudian menggabungkannya secara *cross-stage hierarchy*. Arsitektur CSP seperti terlihat pada Gambar 2.19.



Gambar 2.19. (a) Arsitektur DenseNet (b) Arsitektur CSP DenseNet

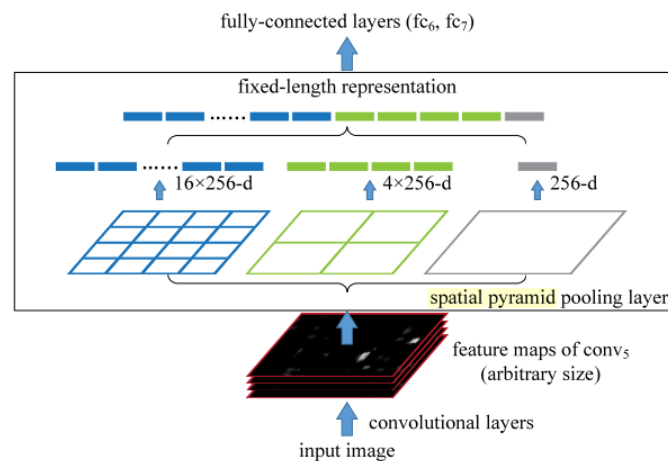
Sumber: (C. Y. Wang et al., 2020)

Seperti terlihat pada Gambar 2.14 (a), arsitektur DenseNet tidak ada pembagian *feature map* pada *based layer*. Sedangkan hasil modifikasi DenseNet menjadi CSP DenseNet membagi *feature map* pada *based layer* menjadi dua bagian seperti terlihat pada Gambar 2.14 (b). Bagian pertama akan diteruskan ke dalam *dense block* dan sebuah *transition layer*. Sedangkan bagian lainnya akan dikombinasikan dengan *transmitted feature map* untuk masuk ke tahap selanjutnya. Sehingga CSPNet dapat mengurangi waktu komputasi secara signifikan, meningkatkan waktu inferensi model, dan meningkatkan akurasi.

2.8.2. Spatial Pyramid Pooling (SPP)

Pada arsitektur YOLOv1, YOLOv2, dan YOLOv3 *feature map* diproses dengan cara memasuki *max pooling layer* atau *average pooling* kemudian diteruskan ke dalam *fully connected layer*. Sehingga YOLOv4 memodifikasi *pooling layer* menjadi SPP agar YOLO menjadi lebih fleksibel untuk menerima *input*. SPP merupakan *pooling layer* yang menyelesaikan masalah *fixed-size* pada sebuah jaringan sehingga jaringan yang dibuat tidak perlu mengubah ukuran citra masukan pada tahap *pre-processing* untuk menyamakan ukuran setiap citra masukan. Pada umumnya, SPP ditambahkan pada bagian akhir dari *convolution layer*. Lapisan SPP menyatukan fitur dan menyamakan ukuran kemudian dimasukkan ke dalam *fully connected layers*. Dapat dikatakan bahwa SPP merupakan penyatuan informasi pada *deep layer* antara *convolution layer* dan *fully connected layers* untuk menghindari proses

pengubahan pada tahap *pre-processing* (He et al., 2014). Proses SPP seperti terlihat pada Gambar 2.20.



Gambar 2.20. Struktur *spatial pyramid pooling* pada sebuah jaringan

Sumber: (He et al., 2014)

SPP mempertimbangkan informasi spasial dengan mengumpulkan respon dari filter pada setiap *spatial bins*. Seperti terlihat pada Gambar 2.17, terdapat tiga level *pooling* yang dilakukan. Keluaran *feature map* memiliki 256 filter dengan ukuran yang bergantung pada ukuran data masukan. Pada *pooling* pertama, terdapat satu *bin* yang menutupi seluruh citra *feature map*. Hasil dari *pooling* ini berupa keluaran dengan ukuran 256. Hal ini serupa dengan operasi *global pooling*. *Feature map* pada *pooling* kedua memiliki 4 *bin* sehingga menghasilkan keluaran dengan ukuran 4×256 . *Pooling* ketiga memiliki 16 *bin* dan menghasilkan keluaran dengan ukuran 16×256 . Hasil dari ketiga proses *pooling* diratakan dan digabungkan pada sebuah vektor satu dimensi sehingga menghasilkan keluaran dengan ukuran tetap terlepas dari ukuran data masukan (He et al., 2014).

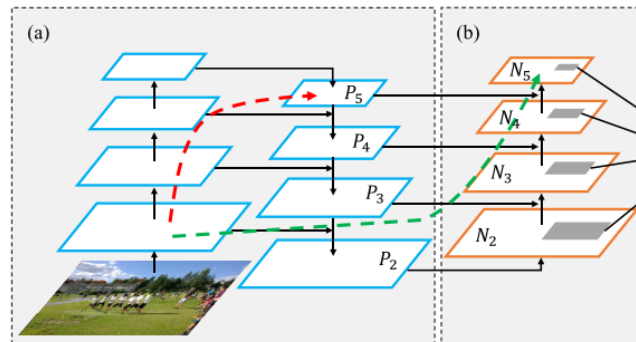
2.8.3. PANet

Pada arsitektur YOLO, PANet mulai digunakan pada YOLOv4 pada bagian *neck* karena dapat meningkatkan kinerja model untuk proses deteksi objek. PANet merupakan jaringan yang dapat meningkatkan deteksi objek dengan menyediakan informasi spasial secara akurat sehingga membantu lokalisasi piksel dan pembentukan *mask* (Liu et al., 2018). Berikut ini merupakan beberapa fitur dari PANet:

1. *Shortcut Connection*

Semakin dalam sebuah jaringan, maka fitur yang didapatkan semakin kompleks dan resolusi spasial semakin berkurang. Sehingga *pixel-level masks* tidak dapat

diidentifikasi secara akurat. PANet melakukan augmentasi pada bagian *top-down* dengan menambahkan bagian *bottom-up* ke dalam bagian *top-down* pada *Feature Pyramid Network* (FPN) sehingga hal ini membentuk jalan pintas dari *layer* bawah ke *layer* atas. Proses *shortcut connection* seperti terlihat pada Gambar 2.21.

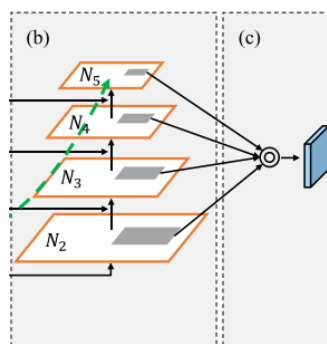


Gambar 2.21. Proses *shortcut connection* pada PANet

Sumber: (Liu et al., 2018)

2. Adaptive Feature Pooling

Pada umumnya, jaringan menggunakan *ROI Align Pooling* untuk memprediksi *mask*. Akan tetapi, PANet menggunakan fitur dari semua *layer* untuk memprediksi *mask*. Sehingga jaringan dapat menentukan fitur yang paling berguna. *Adaptive Feature Pooling* melakukan operasi *ROI Align* pada setiap *feature map* untuk mengekstrak fitur untuk objek. Hal ini menggunakan *element-wise max fusion* untuk mendapatkan fitur baru. Proses *Adaptive Feature Pooling* seperti terlihat pada Gambar 2.22.

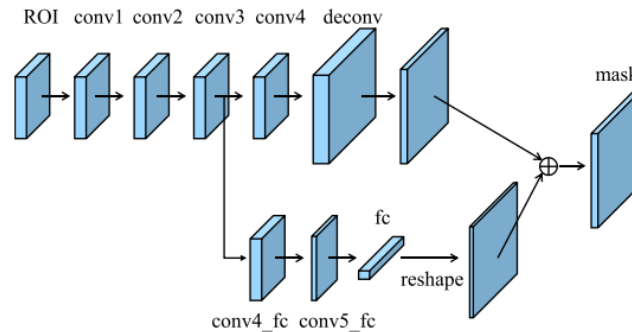


Gambar 2.22. Adaptive feature pooling pada jaringan PANet

Sumber: (Liu et al., 2018)

3. Fully-Connected Fusion

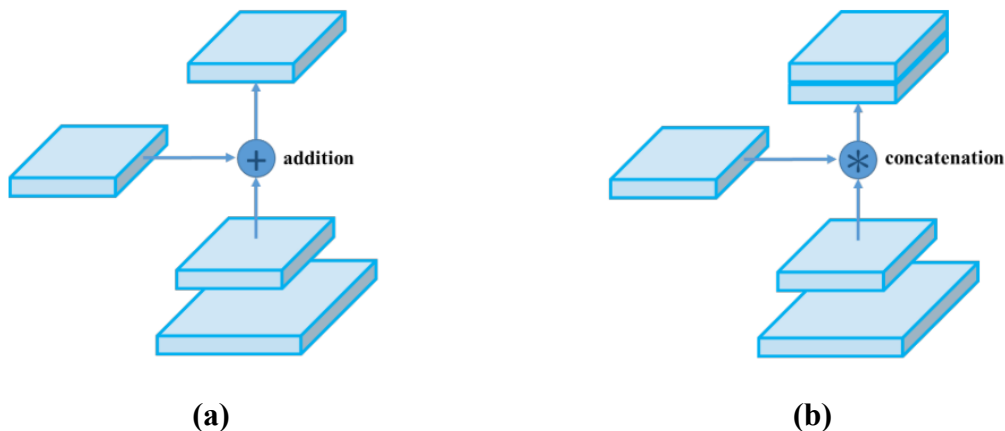
Fully Convolutional Network (FCN) menyediakan informasi spasial dan mengurangi jumlah parameter pada sebuah jaringan. Sedangkan, *Fully-Connected Layers* dapat beradaptasi dengan informasi spasial. PANet menggunakan informasi dari keduanya untuk mendapatkan akurasi yang lebih tinggi dalam prediksi *mask*. Proses *Fully-Connected Fusion* seperti terlihat pada Gambar 2.23.



Gambar 2.23. Struktur *fully connected fusion* pada PANet

Sumber: (Liu et al., 2018)

Secara umum, PANet melakukan operasi adisi pada kedua *layer* untuk memprediksi *mask* menggunakan *Adaptive Feature Pooling*. Namun, YOLOv4 melakukan modifikasi pada PANet dengan mengubah operasi adisi menjadi operasi konkatenasi sehingga dapat meningkatkan akurasi. Arsitektur PANet yang telah dimodifikasi pada YOLOv4 seperti terlihat pada Gambar 2.24.

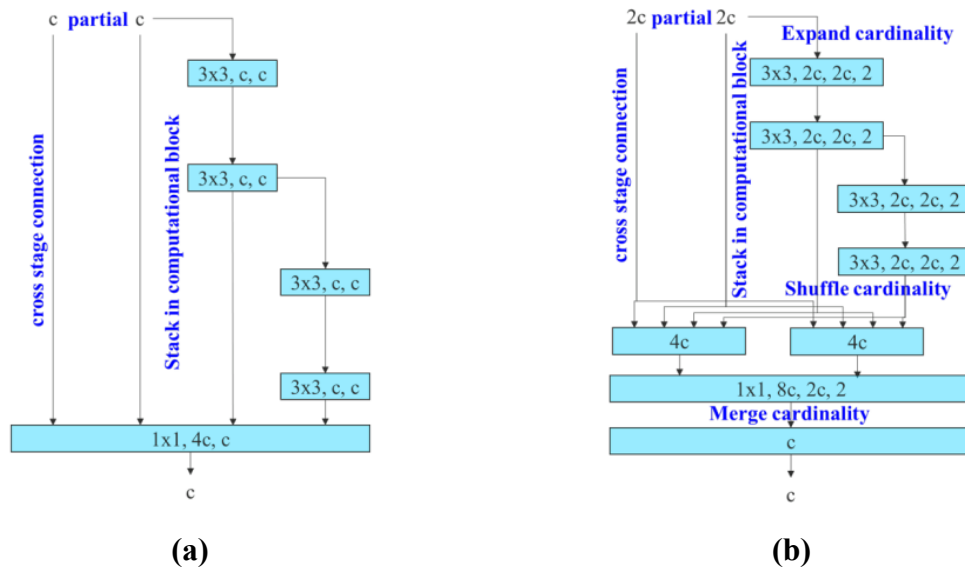


Gambar 2.24. (a) PANet (b) Modifikasi PANet pada YOLO

Sumber: (Bochkovskiy et al., 2020)

2.8.4. Extended Efficient Layer Aggregation Network (E-ELAN)

E-ELAN merupakan salah satu blok komputasi pada sebuah *backbone* di YOLOv7. E-ELAN pada YOLOv7 menggunakan *expand*, *shuffle*, dan *merge cardinality* untuk mendapatkan kemampuan belajar secara terus menerus tanpa merusak *original gradient path*. Pada dasarnya, E-ELAN membuat jaringan lebih baik dalam mempelajari data. E-ELAN merupakan modifikasi dari ELAN. Arsitektur E-ELAN seperti terlihat pada Gambar 2.25.

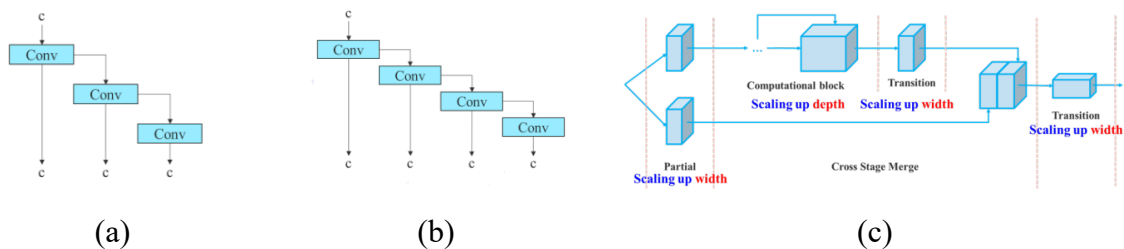


Gambar 2.25. (a) ELAN (b) E-ELAN

Sumber: (C.-Y. Wang et al., 2022)

2.8.5. Compound Scaling

Setiap perangkat mempunyai keperluan yang berbeda-beda sehingga YOLOv7 menyediakan fitur untuk mengubah ukuran model meskipun hal ini harus ditentukan di awal pelatihan model. Karena terdapat perangkat yang mengutamakan kecepatan atau akurasi. Dalam *model scaling*, terdapat beberapa parameter yang dipertimbangkan, yaitu *resolution* (ukuran citra masukan), *width* (jumlah saluran), *depth* (jumlah *layer*), dan *stage* (jumlah *feature pyramid*). Proses *compound scaling* seperti terlihat pada Gambar 2.26.



Gambar 2.26. Penskalaan model terhadap model *concatenation-based* (a) Model *concatention-based* (b) *Scaling-up* pada model *concatenation-based* (c) *Compound scaling* pada *concatenation-based model*

Sumber: (C.-Y. Wang et al., 2022)

2.9. Confusion Matrix

Confusion matrix merupakan salah satu metrik yang dapat menggambarkan performa dari sebuah algoritma klasifikasi. Secara matematis, *confusion matrix* berupa matrix $[C_{ij}]$ yang berisi nilai integer yang tidak negatif dengan $i = 1 \dots n, j = 1 \dots n$ dimana n merupakan jumlah kelas pada permasalahan klasifikasi. Elemen C_{ij} merupakan hasil klasifikasi selama proses pengujian model. Jika $i = j$ maka kelas i terklasifikasi dengan benar pada kelas j . Sehingga dapat dikatakan elemen pada diagonal utama matriks merupakan semua kelas yang terklasifikasi dengan benar. Sedangkan elemen tidak nol lainnya menandakan kesalahan klasifikasi (Susmaga, 2004). Setiap elemen pada *confusion matrix* termasuk ke dalam beberapa kategori berikut (Shultz & Fahlman, 2017):

1. True Positive (TP) menunjukkan ketepatan model dalam mengklasifikasikan kelas positif sebagai kelas positif.
2. False Positive (FP) menunjukkan kesalahan model dalam mengklasifikasikan kelas positif sebagai kelas negatif.
3. True Negative (TN) menunjukkan ketepatan model dalam mengklasifikasikan kelas negatif sebagai kelas negatif.
4. False Negative (FN) menunjukkan kesalahan model dalam mengklasifikasikan kelas negatif sebagai kelas positif.

Sehingga *confusion matrix* dapat digambarkan ke dalam sebuah tabel seperti terlihat pada Tabel 2.1. Pada Tabel 2.1 terdapat $1 \dots n$ kelas. Baris dan kolom pada Tabel 2.1 berturut-turut merepresentasikan data aktual dan hasil klasifikasi.

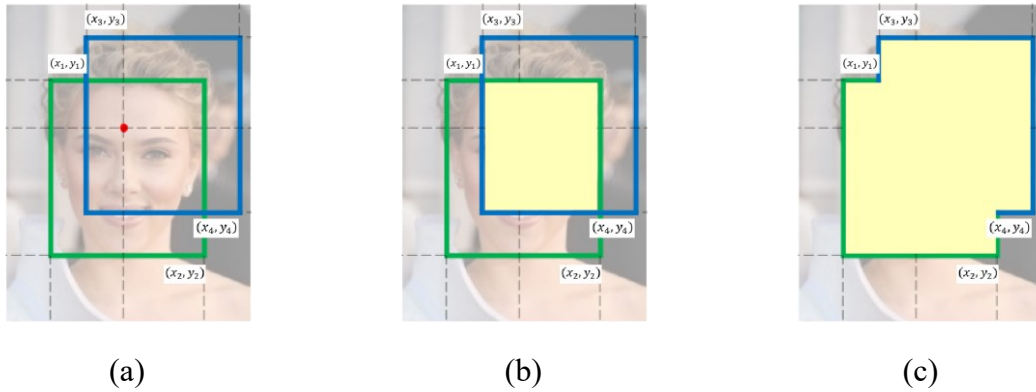
Tabel 2.1. *Confusion Matrix*

	1	2	...	n
1	C_{11}	FN	...	C_{1n}
2	FP	TP	...	FP

\vdots	\vdots	\vdots	\ddots	\vdots
n	C_{n1}	FN	\dots	C_{nn}

2.10. Intersection over Union (IoU)

IoU merupakan indikasi untuk mengetahui seberapa tepat prediksi kotak pembatas ke terhadap objek yang ada pada citra. Semakin tinggi nilai IoU menandakan semakin baik prediksi kotak pembatas oleh model deteksi objek. Kondisi IoU seperti terlihat pada Gambar 2.27 (a) dimana (x_1, y_1) dan (x_2, y_2) merupakan koordinat kotak pembatas data aktual sedangkan (x_3, y_3) dan (x_4, y_4) merupakan koordinat kotak pembatas hasil prediksi.



Gambar 2.27. Menunjukkan kondisi kotak pembatas (a) IoU (b) Overlapped area (c) Union area

Sumber: (Yu et al., 2016)

Dari kedua kotak pembatas tersebut didapatkan dua bagian, yaitu *overlap area* dan *union area*. *Overlap area* merupakan bagian tumpang tindih antara kotak pembatas data aktual dan kotak pembatas hasil prediksi. Sedangkan *union area* merupakan gabungan antara kedua kotak pembatas. *Overlap area* dan *union area* seperti terlihat pada Gambar 2.27. Pembagian antara *overlap area* dengan *union area* menghasilkan nilai IoU seperti pada Persamaan 2.10. Perhitungan *overlap area* dan *union area* seperti terlihat pada Persamaan 2.8 dan 2.9. Nilai $x_{a1}, x_{a2}, y_{a1}, y_{a2}$ pada perhitungan tersebut didapatkan seperti pada Persamaan (2.4) – (2.7)

$$x_{a1} = \max(x_1, x_3) \quad (2.4)$$

$$x_{a2} = \max(x_2, x_4) \quad (2.5)$$

$$y_{a1} = \max(y_1, y_3) \quad (2.6)$$

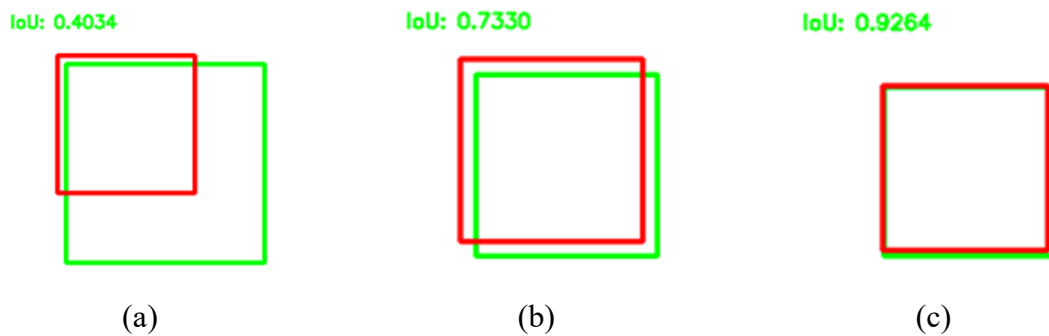
$$y_{a2} = \max (y_2, y_4) \quad (2.7)$$

$$OA = (x_{a2} - x_{a1}) * (y_{a2} - y_{a1}) \quad (2.8)$$

$$UA = (x_2 - x_1) * (y_2 - y_1) + (x_4 - x_3) * (y_4 - y_3) - OA \quad (2.9)$$

$$IoU = \frac{OA}{UA} \quad (2.10)$$

Dalam menentukan nilai IoU, sangat penting untuk memperhatikan ambang batas IoU. Karena hal ini akan menentukan kategori klasifikasi seperti pada Gambar 2.27. Jika ambang batas IoU adalah 0.5 maka Gambar 2.27 (a) termasuk ke dalam FP, Gambar 2.28 (b) dan (c) termasuk ke dalam TP. Sedangkan kondisi kotak pembatas data aktual dan kotak pembatas hasil prediksi tidak beririsan sama sekali dikategorikan sebagai FN.



Gambar 2.27. Menunjukkan kondisi nilai IoU (a) Nilai IoU kurang baik (b) Nilai IoU standar (c) Nilai IoU sangat baik

Sumber: (Cowton et al., 2019)

2.11. *mean Average Precision (mAP)*

mAP merupakan salah satu metode evaluasi model terutama pada model deteksi objek, seperti Fast R-CNN, MobileNet SSD, dan YOLO. Semakin baik model deteksi objek maka semakin tinggi nilai mAP. mAP menghitung rata-rata *Average Precision (AP)* per kelas seperti terlihat pada Persamaan 2.6. AP merupakan perhitungan *precision* dan *recall* pada setiap kelas seperti terlihat pada Persamaan 2.5. *Precision* merupakan rasio antara kelas positif yang diprediksi dengan benar terhadap total data yang diklasifikasikan sebagai kelas positif. *Recall* merupakan rasio antara kelas positif yang diprediksi dengan benar terhadap seluruh data positif. Perhitungan *precision* dan *recall* seperti terlihat pada Persamaan 2.3 dan 2.4 dimana *P* dan *R* merupakan *precision* dan *recall* (Shultz & Fahlman, 2017).

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \tag{2.3}$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \tag{2.4}$$

$$AP = \sum_{i=0}^{i=n-1} (R_i + R_{i+1}) * P(i) \tag{2.5}$$

$$mAP = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n AP_i \tag{2.6}$$

BAB III

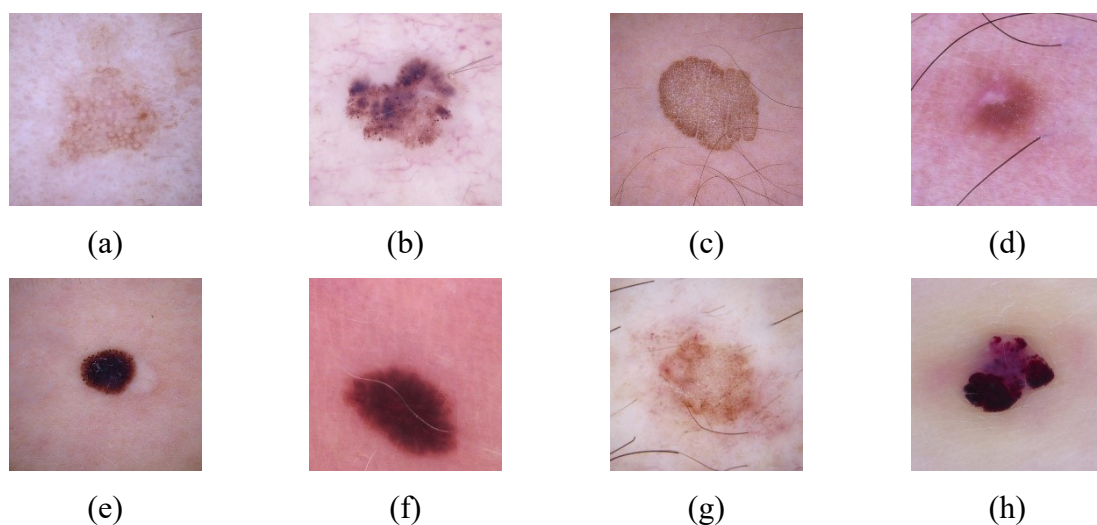
METODE PENELITIAN

3.1. Jenis Penelitian

Penelitian ini mendeteksi objek pada sebuah data citra dermoskopi menggunakan metode YOLO. Berdasarkan hal tersebut, penelitian ini termasuk ke dalam penelitian kuantitatif karena data citra dermoskopi berisi data numerik yang terdiri dari matriks dan nilai intensitas piksel. Sehingga pada penelitian ini terdapat perhitungan dan analisis terkait dengan metode dan data yang digunakan untuk mendeteksi kanker kulit pada citra dermoskopi.

3.2. Jenis dan Sumber Data

Penelitian ini menggunakan dataset kompetisi ISIC 2019 yang memiliki 8 jenis kanker kulit, yaitu Melanoma, Actinic Keratosis, Basal Cell Carcinoma, Squamous Cell Carcinoma, Nevus, Dermatofibroma, Benign Keratosis Lesion, dan Vascular Lesion. Terdapat ribuan data citra kanker kulit, akan tetapi dengan mempertimbangkan perangkat yang digunakan untuk pembentukan model, penelitian ini menggunakan 200 citra pada tiap kelas sehingga terdapat 1600 data citra yang digunakan pada penelitian ini untuk pembentukan model. Sampel citra masing-masing jenis kanker kulit seperti terlihat pada Gambar 3.1.

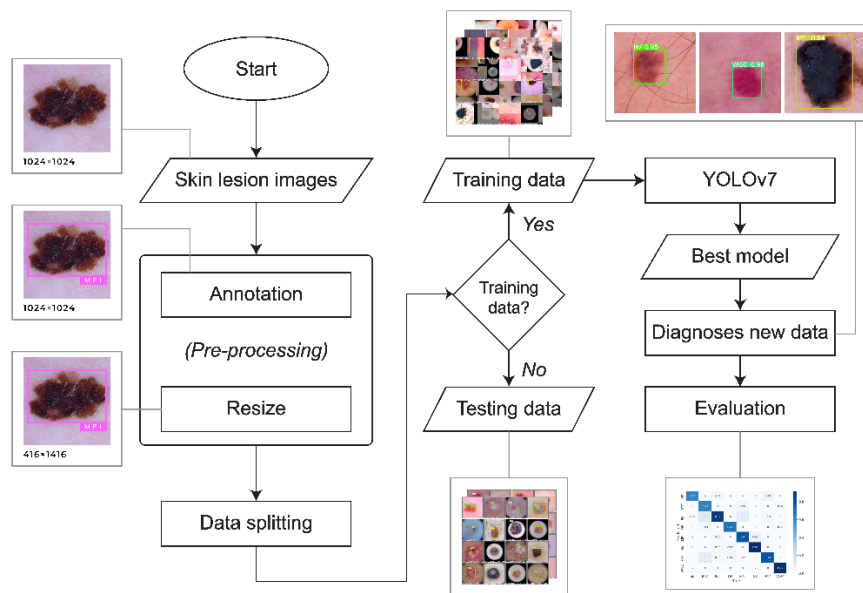


Gambar 3.1 Citra dermoskopi kanker kulit

(a) AK; (b) BCC; (c) BKL; (d) DF; (e) MEL (f) NV; (g) SCC; (h) VASC;

3.3. Kerangka Penelitian

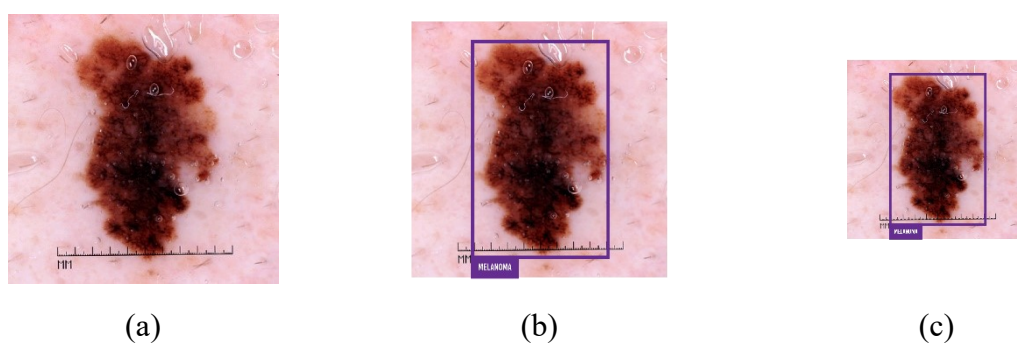
Tahapan dalam melakukan deteksi kanker kulit berdasarkan citra dermoskopi menggunakan YOLOv7 pada penelitian ini seperti terlihat pada Gambar 3.2.



Gambar 2.23. Diagram alir pada penelitian ini

Penelitian ini terdiri dari beberapa proses sebagai berikut:

1. Tahap *preprocessing* terdiri atas *annotation* dan *resize*. *Annotation* merupakan pemberian kotak pembatas sebuah objek pada sebuah citra. Hal ini dilakukan satu-per-satu sesuai dengan label yang diberikan dari penyedia dataset, yaitu *ISIC 2019 Challenge*. *Resize* merupakan pengubahan ukuran piksel pada sebuah citra, sehingga penelitian ini melakukan *resize* citra masukan menjadi ukuran 1024×1024 , 512×512 , dan 256×256 . Proses *annotation* dan *resize* seperti terlihat pada Gambar 3.3.



Gambar 3.3. Menunjukkan tahap *preprocessing* (a) Citra asli; (b) Citra yang sudah dianotasi; (c) Citra yang sudah diubah ukurannya;

2. *Data splitting* merupakan tahap pembagian data. Penelitian ini membagi data menjadi dua, yaitu 90% data untuk proses pelatihan dan 10% data untuk proses pengujian.
3. Proses pembentukan model YOLOv7 berdasarkan uji coba *batch size* dan jenis model YOLOv7. Uji coba *batch size* yang dilakukan adalah sebesar 32, 64, dan 128. Terdapat beberapa jenis YOLOv7, yaitu YOLOv7, YOLOv7-X, YOLOv7-W6, YOLOv7-E6, YOLOv7-D6, dan YOLOv7-E6E.
4. Proses diagnosis data baru yaitu proses pada model terhadap data pengujian untuk mendapatkan hasil evaluasi.
5. Proses evaluasi menggunakan *confusion matrix* dan mAP untuk mendapatkan tingkat akurasi model.

BAB IV
HASIL DAN PEMBAHASAN

BAB V
PENUTUP

DAFTAR PUSTAKA

- Adyanti, D. A., Asyhar, A. H., Novitasari, D. C. R., Lubab, A., & Hafiyusholeh, M. (2017). Forecasts marine weather on java sea using hybrid methods: Ts-anfis. *International Conference on Electrical Engineering, Computer Science and Informatics (EECSI)*, 4(September), 492–497. <https://doi.org/10.11591/eecsi.4.1114>
- Alasadi, A. H., & Alsafy, B. (2015). Early Detection and Classification of Melanoma Skin Cancer. *I.J. Information Technology and Computer Science*, 12, 67–74. <https://doi.org/10.5815/ijitcs.2015.12.08>
- Baranwal, N., Doravari, P., & Kachhoria, R. (2021). *Classification of Histopathology Images of Lung Cancer Using Convolutional Neural Network (CNN)*. 2, 1–25. <http://arxiv.org/abs/2112.13553>
- Bhimavarapu, U., & Battineni, G. (2022). Skin Lesion Analysis for Melanoma Detection Using the Novel Deep Learning Model Fuzzy GC-SCNN. *Healthcare*, 10(5), 962. <https://doi.org/10.3390/healthcare10050962>
- Blackledge, J. M. (2005). *Digital Image Processing: Mathematical and Computational Methods*.
- Bochkovskiy, A., Wang, C.-Y., & Liao, H.-Y. M. (2020). *YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection*. <http://arxiv.org/abs/2004.10934>
- Celebi, M. E., Codella, N., & Halpern, A. (2019). Dermoscopy Image Analysis: Overview and Future Directions. *IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics*, 23(2), 474–478. <https://doi.org/10.1109/JBHI.2019.2895803>
- Codella, N. C. F., Gutman, D., Celebi, M. E., Helba, B., Marchetti, M. A., Dusza, S. W., Kalloo, A., Liopyris, K., Mishra, N., Kittler, H., & Halpern, A. (2018). Skin lesion analysis toward melanoma detection: A challenge at the 2017 International symposium on biomedical imaging (ISBI), hosted by the international skin imaging collaboration (ISIC). *Proceedings - International Symposium on Biomedical Imaging, 2018-April*, 168–172. <https://doi.org/10.1109/ISBI.2018.8363547>
- Combalia, M., Codella, N. C. F., Rotemberg, V., Helba, B., Vilaplana, V., Reiter, O., Carrera, C., Barreiro, A., Halpern, A. C., Puig, S., & Malvehy, J. (2019). *BCN20000: Dermoscopic Lesions in the Wild*. 3–5. <http://arxiv.org/abs/1908.02288>
- Cowton, J., Kyriazakis, I., & Bacardit, J. (2019). Automated Individual Pig Localisation, Tracking and Behaviour Metric Extraction Using Deep Learning. *IEEE Access*, 7, 108049–108060. <https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2933060>
- Davis, L. E., Shalin, S. C., & Tackett, A. J. (2019). Current state of melanoma diagnosis and treatment. *Cancer Biology and Therapy*, 20(11), 1366–1379. <https://doi.org/10.1080/15384047.2019.1640032>
- Dianzani, C., Conforti, C., Giuffrida, R., Corneli, P., di Meo, N., Farinazzo, E., Moret, A., Magaton Rizzi, G., & Zalaudek, I. (2020). Current therapies for actinic keratosis. *International Journal of Dermatology*, 59(6), 677–684. <https://doi.org/10.1111/ijd.14767>
- Fu'adah, Y. N., Pratiwi, N. C., Pramudito, M. A., & Ibrahim, N. (2020). Convolutional

- Neural Network (CNN) for Automatic Skin Cancer Classification System. *IOP Conference Series: Materials Science and Engineering*, 982(1).
<https://doi.org/10.1088/1757-899X/982/1/012005>
- Gavrilov, D., Lazarenko, L., & Zakirov, E. (2019). AI Recognition in Skin Pathologies Detection. *Proceedings - 2019 International Conference on Artificial Intelligence: Applications and Innovations, IC-AIAI 2019*, 54–56. <https://doi.org/10.1109/IC-AIAI48757.2019.00017>
- Hall, A. (2019). Atlas of Male Genital Dermatology. *Atlas of Male Genital Dermatology*, 157–159. <https://doi.org/10.1007/978-3-319-99750-6>
- He, K., Zhang, X., Ren, S., & Sun, J. (2014). Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition. *Lecture Notes in Computer Science (Including Subseries Lecture Notes in Artificial Intelligence and Lecture Notes in Bioinformatics)*, 8691 LNCS(PART 3), 346–361. https://doi.org/10.1007/978-3-319-10578-9_23
- Janda, M., Olsen, C. M., Mar, V. J., & Cust, A. E. (2022). Early detection of skin cancer in Australia – current approaches and new opportunities. *Public Health Research and Practice*, 32(1), 1–7. <https://doi.org/10.17061/phrp3212204>
- Kusumanto, RD; Tompunu, A. N. (2011). Pengolahan Citra Digital untuk Mendeteksi Obyek Menggunakan Pengolahan Warna Model Normalisasi RGB. *Seminar Nasional Teknologi Informasi & Komunikasi Terapan*. [https://doi.org/10.1016/S0166-1116\(08\)71924-1](https://doi.org/10.1016/S0166-1116(08)71924-1)
- Liu, S., Qi, L., Qin, H., Shi, J., & Jia, J. (2018). Path Aggregation Network for Instance Segmentation. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 8759–8768. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2018.00913>
- Morsy, H. A. (2018). Comparison of Commonly Used Non-Adaptive Image Scaling Techniques. *Ciit Digital Image Processing*, 10(9), 177–180.
https://www.researchgate.net/publication/344324331_Comparison_of_commonly_used_non-adaptive_image_scaling_techniques
- Muaziroh, U., & Sholiha, Z. 'Amilatul; (2018). Aktualisasi Konsep Sabar dalam Perspektif Alquran (Studi Terhadap Kisah Nabi Ayyub). *At-Tibyan*, 3(2), 1–15.
<https://doi.org/10.32505/tibyan.v3i2.616.AKTUALISASI>
- Nersisson, R., Iyer, T. J., Noel, A. N. J., & Rajangam, V. (2021). A Dermoscopic Skin Lesion Classification Technique Using YOLO-CNN and Traditional Feature Model. *Arabian Journal for Science and Engineering*, 46(10), 9797–9808.
<https://doi.org/10.1007/s13369-021-05571-1>
- Nugroho, A. A., Slamet, I., & Sugiyanto. (2019). Skins cancer identification system of HAM10000 skin cancer dataset using convolutional neural network. *AIP Conference Proceedings*, 2202(December), 0–6. <https://doi.org/10.1063/1.5141652>
- Nurlitasari, D. A., Fuadah, R. Y. N., & Magdalena, R. (2022). Skin Cancer Classification Systems Using Convolutional Neural Network with Alexnet Architecture. In T. Triwiyanto, A. Rizal, & W. Caesarendra (Eds.), *Proceedings of the 2nd International Conference on Electronics, Biomedical Engineering, and Health Informatics* (pp. 227–236). Springer Nature Singapore.
- O'Shea, K., & Nash, R. (2015). *An Introduction to Convolutional Neural Networks*. 1–11.

<http://arxiv.org/abs/1511.08458>

- Park, M. Y., Kim, Y., Ha, S. E., Kim, H. H., Bhosale, P. B., Abusaliya, A., Jeong, S. H., & Kim, G. S. (2022). Function and Application of Flavonoids in the Breast Cancer. *International Journal of Molecular Sciences*, 23(14), 1–16. <https://doi.org/10.3390/ijms23147732>
- Pathak, P., Punetha, Y., & Kratika. (2021). Identification of Skin Diseases Using Convolutional Neural Network. *Soft Computing: Theories and Applications*, 171–180.
- Ramadhan, T. W. (2019). Desain Kurikulum Pendidikan Islam Berbasis Tauhid. *Al-Insyiroh: Jurnal Studi Keislaman*, 5(1), 118–134. <https://doi.org/10.35309/alinsyiroh.v5i1.3400>
- Rastogi, K., Singh, L., Khan, N. A., Goyal, S., Khatri, A., & Gupta, N. (2020). Benign vascular anomalies: A transition from morphological to etiological classification. *Annals of Diagnostic Pathology*, 46. <https://doi.org/10.1016/j.anndiagpath.2020.151506>
- Ratna, S. (2020). Pengolahan Citra Digital Dan Histogram Dengan Phyton Dan Text Editor Phycharm. *Technologia: Jurnal Ilmiah*, 11(3), 181. <https://doi.org/10.31602/tji.v11i3.3294>
- Redmon, J., Divvala, S., Girshick, R., & Farhadi, A. (2016). You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016-Decem*, 779–788. <https://doi.org/10.1109/CVPR.2016.91>
- Saherish, F., & Megha, J. V. (2020). *A Survey on Melanoma Skin Cancer Detection using CNN*. 1–4.
- Sang, Y., & Deng, Y. (2019). Current insights into the epigenetic mechanisms of skin cancer. *Dermatologic Therapy*, 32(4), 1–7. <https://doi.org/10.1111/dth.12964>
- Septiaji, K. D., & Firdausy, K. (2018). Deteksi Kematangan Daun Selada (*Lactuca Sativa* L) Berbasis Android Menggunakan Nilai RGB Citra. *Jurnal Ilmiah Teknik Elektro Komputer Dan Informatika*, 4(1), 20. <https://doi.org/10.26555/jiteki.v4i1.8994>
- Shedden-Mora, M. C., Pan, Y., Heisig, S. R., von Blanckenburg, P., Rief, W., Witzel, I., Albert, U. S., & Nestoriuc, Y. (2020). Optimizing expectations about endocrine treatment for breast cancer: Results of the randomized controlled psy-breast trial. *Clinical Psychology in Europe*, 2(1). <https://doi.org/10.32872/cpe.v2i1.2695>
- Shultz, T. R., & Fahlman, S. E. (2017). Encyclopedia of Machine Learning and Data Mining. In *Encyclopedia of Machine Learning and Data Mining*. <https://doi.org/10.1007/978-1-4899-7687-1>
- Strobel, O., Neoptolemos, J., Jäger, D., & Büchler, M. W. (2019). Optimizing the outcomes of pancreatic cancer surgery. *Nature Reviews Clinical Oncology*, 16(1), 11–26. <https://doi.org/10.1038/s41571-018-0112-1>
- Supaha, S., Jirange, Y. S., & Kumar, A. (2020). Melanoma Skin Cancer Detection using Image Processing. *Mukt Shabd Journal*, IX(VI), 363–368. <https://doi.org/10.1109/ICAC51239.2020.9357309>
- Susmaga, R. (2004). Confusion Matrix Visualization. *Intelligent Information Processing and Web Mining*, 107–116. https://doi.org/10.1007/978-3-540-39985-8_12

- Tschandl, P., Rosendahl, C., & Kittler, H. (2018). Data descriptor: The HAM10000 dataset, a large collection of multi-source dermatoscopic images of common pigmented skin lesions. *Scientific Data*, 5, 1–9. <https://doi.org/10.1038/sdata.2018.161>
- Umamaheswari, D., & Geetha, S. (2018). Digital Image Processing and ML Techniques. *2018 Second International Conference on Intelligent Computing and Control Systems (ICICCS)*, *Iceccs*, 1336–1341.
- Waks, A. G., & Winer, E. P. (2019). Breast Cancer Treatment: A Review. *JAMA - Journal of the American Medical Association*, 321(3), 288–300. <https://doi.org/10.1001/jama.2018.19323>
- Wang, C.-Y., Bochkovskiy, A., & Liao, H.-Y. M. (2022). *YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors*. 1–15. <http://arxiv.org/abs/2207.02696>
- Wang, C. Y., Mark Liao, H. Y., Wu, Y. H., Chen, P. Y., Hsieh, J. W., & Yeh, I. H. (2020). CSPNet: A New Backbone that can Enhance Learning Capability of CNN. *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, 2020-June*, 1571–1580.
- Wu, P., Gao, W., Su, M., Nice, E. C., Zhang, W., Lin, J., & Xie, N. (2021). Adaptive Mechanisms of Tumor Therapy Resistance Driven by Tumor Microenvironment. *Frontiers in Cell and Developmental Biology*, 9(March), 1–23. <https://doi.org/10.3389/fcell.2021.641469>
- Wu, Y., Su, L., Yuan, M., Chen, T., Ye, J., Jiang, Y., Song, J., & Yang, H. (2021). In Vivo X-ray Triggered Catalysis of H₂ Generation for Cancer Synergistic Gas Radiotherapy. *Angewandte Chemie*, 133(23), 12978–12985. <https://doi.org/10.1002/ange.202100002>
- Yani, M., Irawan, B., & Setiningsih, C. (2019). Application of Transfer Learning Using Convolutional Neural Network Method for Early Detection of Terry's Nail. *Journal of Physics: Conference Series*, 1201(1). <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1201/1/012052>
- Yu, J., Jiang, Y., Wang, Z., Cao, Z., & Huang, T. (2016). UnitBox: An advanced object detection network. *MM 2016 - Proceedings of the 2016 ACM Multimedia Conference*, 516–520. <https://doi.org/10.1145/2964284.2967274>
- Zou, Z., Shi, Z., Guo, Y., & Ye, J. (2019). *Object Detection in 20 Years: A Survey*. 1–39. <http://arxiv.org/abs/1905.05055>