**Title**:

Rancang Bangun Sistem Deteksi Api pada Sistem Tertanam menggunakan Algoritma YoloV4 berbasis IoT

Abstrak:

**Introduction**:

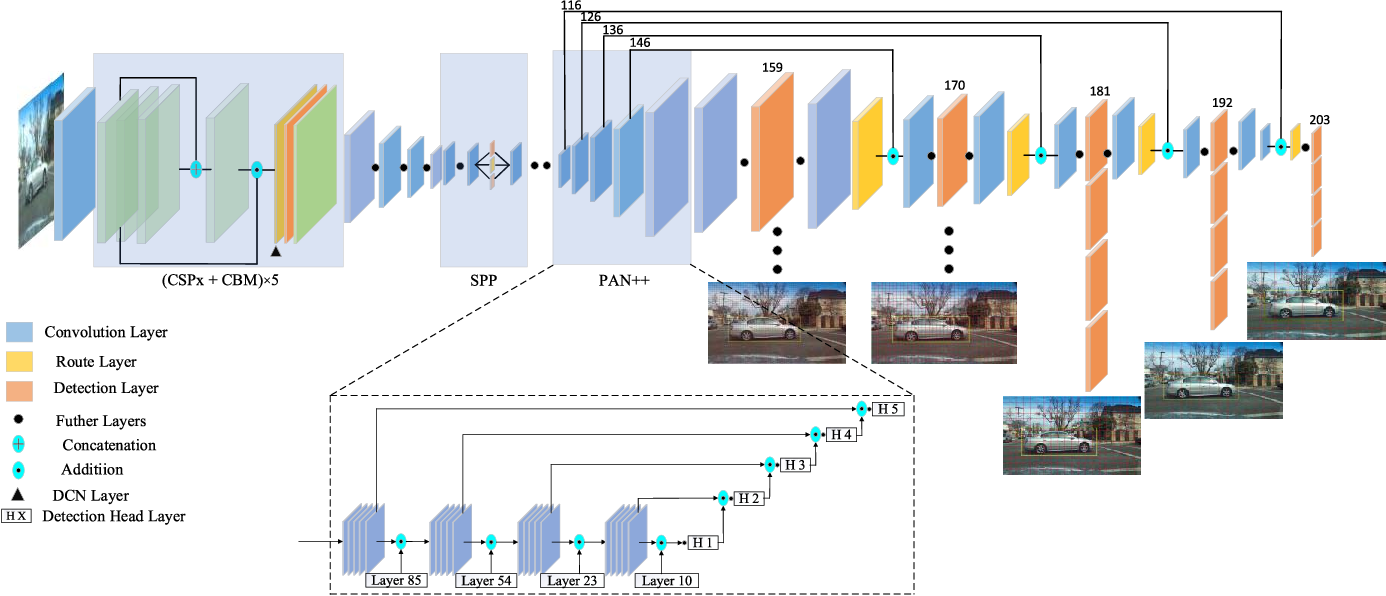
Pertumbuhan jumlah populasi di dunia kian meningkat tiap tahunnya, dengan angka sebesar 83 juta per tahun atau sebesar 1.1%. Peningkatan populasi global telah tumbuh dari 1 miliyar pada tahun 1800 ke angka 7.9 miliyar di tahun 2020 dan telah di prediksi akan mencapai angka 8.6 miliyar pada pertengahan tahun 2030 dan 9.8 miliyar di tahun 2050 [1]. Pertumbuhan dan peningkatan pertumbuhan penduduk akan berbanding lurus dengan peningkatan kepadatan penduduk khususnya di daerah perkotaan. Tingginya aktivitas perkotaan yang diiringi oleh kurangnya perencanaan dan penyediaan lahan pemukiman yang layak mengakibatkan tingkat potensi kebakaran meningkat [2].

Kebakaran pada daerah dalam gedung seperti perumahan, perkantoran dan pemukiman merupakan penyebab tertinggi terjadinya kebakaran, dengan penyebab terbesar pada memasak, malfungsi listrik dan merokok [3] .Tingginya angka kecelakaan dan kematian yang dialami oleh pemadam api dalam usaha memadamkan api akibat terjatuh, tabrakan kendaraan serta luka bakar akibat panas api dan ledakan [4] menjadi landasan pada peningkatan tindakan pencegahan kebakaran. Pada penerapan pencegahan kebakaran menggunakan perangkat deteksi asap konvensional terdapat keterbatasan dalam mengukur intensitas tingkat kebakaran dan jangkauan terbatas dalam mendeteksi kebakaran. Menggunakan metode *Artificial Intelligence* dan *Machine Learning* yang di tambahkan sensor infrared untuk mendeteksi panas, objek api dapat dideteksi dengan jangkauan yang lebih luas dan akurasi yang lebih tinggi.

Kebakaran dapat terjadi kapan pun tanpa disadari. Sistem deteksi api yang dapat mengirimkn alarm dan notifikasi kepada pemiliknya akan sangat berguna terutama di beberapa situasi. Sistem ini menggunakan deteksi objek dengan algoritma YoloV4 pada sistem tertanam Raspberry Pi 4 yang tersambung dengan kamera. Lokalisasi objek dilakukan untuk mendeteksi lokasi piksel dari frame, sistem mampu mendeteksi lokasi terjadinya api. Sistem deteksi api mampu menyalakan alarm melalui modul suara yang tertanam padanya, dan mampu mengirimkan notifikasi kepada pengguna melalui sistem IoT via HTML request untuk melakukan monitoring secara real-time.

( PENJELASAN dan Rumus Yolov4 di perbanyak dan Yolov4 tiny)

YOLO merupakan abreviasi dari You Only Look Once adalah algoritma yang digunakan untuk objek deteksi karena ukurannya yang kecil dan kecepatan pada kemampuan deteksinya. YOLO menggunakan Convolution Neural Network (CNN) pada single forward propagation. Data augmentasi merupakan metode yang digunakan untuk meningkatkan masukan input data dengan membuat data replika yang telah di manipulasi untuk mengatasi permasalahan ketidakseimbangan masukan data pada kelas, meningkatkan generalisasi dan mencegah terjadinya overfitting [5]. YOLOv4 menggunakan beberapa teknik dari data augmentasi yang disebut sebagai “the bag of freebies” karena kemampuannya yang mampu meningkatkan akurasi tanpa memberatkan proses inferensi, adapun augmentasi data yang digunakan pada YOLOV4 yakni Photometric Distortion, Image Occlusion dan Geometric Distortion [6].



Beberapa metode yang telah digunakan dalam studi literatur pada deteksi objek api pada embedded system, Deteksi objek api dengan menggunakan Haar Cascade Classifier pada YoloV3 [5], Deteksi api pada noisy image menggunakan Faster R-CNN model [6], Bayes Classifier dan Support Vector Machine (SVM) pada gambar RGB [7], Algoritma Single Shot Multibox Detector (SSD) pada UAV [8], dan penerapan deteksi kebakaran hutan menggunakan EfficientDet-Lite dan Yolov5 [9].

Penelitian ini dilakukan dengan memperhatikan beberapa penelitian terdahulu yang membahas mengenai tema yang bersinggungan terhadap Rancang Bangun Robot Pemadam Api meliputi sistem otonom, machine learning, monitoring, sistem kontrol, alerting dan slow cost . Beberapa penelitian terdahulu dapat dilihat pada tabel 1 dibawah ini :

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Referensi | Otonom |  | *Machine*  *Learning* | Monitoring | Alerting | *Low*  *Cost* |
| [7] | Tidak |  | Tidak | Ya | Ya | Ya |
| [8] | Tidak |  | Ya | Tidak | Tidak | Tidak |
| [9] | Tidak |  | Tidak | Ya | Tidak | Ya |
| [10] | Ya |  | Tidak | Tidak | Tidak | Ya |
| [11] | Ya |  | Tidak | Tidak | Ya | Ya |
| Desain yang diajukan | Ya |  | Ya | Ya | Ya | Ya |

**Methodology**

* **Methode Pengambilan data**

Data yang digunakan untuk model objek lokalisasi YOLOv4 pada sistem deteksi kebakaran harus mencakup berbagai jenis kebakaran dengan berbagai tingkat intensitas. Data ini harus diperoleh dari berbagai sumber seperti video kebakaran yang diperolah dari CCTV, rekaman video simulasi kebakaran dan gambar kebakaran.

Untuk mendapatkan data yang representatif, pengambilan data harus dilakukan di berbagai situasi dan kondisi yang berbeda, data yang di ambil mencakup data api dan asap dengan ukuran daan intensitas yang berbeda. Data yang beragam ini akan membantu model untuk menangani berbagai kondisi yang berbeda dan menghindari terjadinya *overfitting* [12]*.*

* **Preprocesing Data**

Filterisasi data pada dataset kebakaran sangat penting untuk menjamin kualitas dari model objek lokalisasi yang akan dibangun. Proses ini meliputi pemilihan data yang sesuai dengan kriteria yang ditentukan dan penghapusan data yang tidak sesuai atau tidak valid.kebakaran serta label yang sesuai dengan objek tersebut, dalam hal ini menghAnnotasi yang baik akan membantu model untuk belajar dan mengenali objek kebakaran dengan baik.

Beberapa kriteria yang dapat digunakan dalam filterisasi data adalah ukuran bounding box, label objek, dan kualitas gambar. Ukuran bounding box yang terlalu kecil atau terlalu besar dapat dihapus karena tidak representatif. Label objek yang tidak sesuai dengan objek yang akan dideteksi juga harus dihapus. Kualitas gambar yang buruk atau tidak jelas juga harus dihapus untuk menjamin kualitas data yang digunakan.

Selain itu, data yang digunakan harus juga diperiksa secara manual untuk memastikan bahwa semua data yang digunakan sesuai dengan kriteria yang ditentukan dan tidak ada data yang tidak valid. Dengan filterisasi data yang baik, model objek lokalisasi yang akan dibangun akan lebih baik dan akurat dalam mengenali objek kebakaran.

* **Training**

Proses training di bagi ke dalam dua model Deep Learning yakni YOLOv4 dan YOLOv4-tiny, dengan membagi proses training ke dalam tiga dataset berbeda, yakni dataset yang berisikan asap, dataset yang berisikan api dan dataset yang berisikan keduanya, pembagian training ini bertujuan untuk mengetahui model mana yang memiliki akurasi, precission dan recall terbesar serta kecepatan inferensi terbaik dari ketiga model.

* **Testing and Evaluation**

Model akan di evaluasi untuk mendapatkan kriteria dari ketiga parameter yang ditentukan yakni akurasi, precission dan recall yang:

**( Masukin Precission recal. Precession, accuracy)**

Apabila model telah memenuhi kriteria maka model akan di lakukan pengujian untuk melakukan pengukuran kecepatan inferensi, apabila model belum memenuhi kriteria maka akan di lakukan pengambilan data kembali dan melakukan metode anotasi berbeda untuk mencapai kriteria yng diinginkan.

Diagram

Description automatically generated

* **Deployment**

Model dari deep learning memiliki kemampuan yang tinggi apabila memanfaatkan *graphics processing units* (GPU) , namun keterbatasan kemampuan proses deteksi pada sistem tertanam dalam memanfaatkan GPU membuat hal ini sulit untuk dicapai. Framework tensorflow digunakan untuk meningkatkan performa dengan meningkatkan kemampuan latensi dari inferensi, mengurangi konsumsi daya dan mengurangi ukuran dari model dengan melakukan optimalisasi kinerja pada hardware [13]. Latensi dengan akurasi terbaik dari ketiga model akan dipilih untuk di implementastikan.

Proses inferensi akan melakukan deteksi objek dari setiap frame yang tertangkap pada webstreaming yang berisikan hasil *bounding boxes,* skor prediksi, dan kelas dari objek. Hasil dari proses deteksi ini akan di tampilkan dalam bentuk visualiasi berbasis web yang akan digunakan sebagai media monitoring oleh pengguna. Sistem tertanam akan terhubung dengan *piezzo buzzer* yang berfungsi sebagai indikator apabila terdeteksi api yang berpotensi terjadi kebakaran.

**Graphical user interface, application, Teams

Description automatically generated**

**Result and Discussion**

* **Metode Pengambilan data**

**Pengambukl**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
|  |  |  |
| **Api** | **Asap** | **Api dan Asap** |

* **Preprocesing Data**
* **Training**

|  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Parameter | Fire | | Smoke | | Fire + Smoke | |
| YOLOv4 | YOLOv4-tiny | YOLOv4 | YOLOv4  tiny | YOLOv4 | YOLOv4  tiny |
| Accuracy |  |  |  |  |  |  |
| OPrecission |  |  |  |  |  |  |
| Recall |  |  |  |  |  |  |
| F1-Score |  |  |  |  |  |  |
| FPS |  |  |  |  |  |  |
| Size |  |  |  |  |  |  |

* **Testing and Evaluation**
* **Deploymeny**

**Conclusion**

**Reference**

[1] U. Nations, “World Population Prospects 2019: Data Booklet,” Jun. 2019, doi: 10.18356/3E9D869F-EN.

[2] delli noviarti and C. chairil, “ANALISIS SISTEM PROTEKSI KEBAKARAN  DI KAWASAN PADAT PENDUDUK  (STUDI KASUS PADA KELURAHAN KERTAPATI PALEMBANG),” *TEKNIKA: Jurnal Teknik*, vol. 5, no. 2, pp. 117–129, Jan. 2019, doi: 10.35449/TEKNIKA.V5I2.97.

[3] D. Winberg, “International Fire Death Rate Trends,” 2016.

[4] G. Kurlick, “Stop, drop, and roll: Workplace hazards of local government firefighters, 2009,” *Monthly labor review / U.S. Department of Labor, Bureau of Labor Statistics*, vol. 135, pp. 18–25, Aug. 2012.

[5] A. Mikołajczyk and M. Grochowski, “Data augmentation for improving deep learning in image classification problem,” *2018 International Interdisciplinary PhD Workshop, IIPhDW 2018*, pp. 117–122, Jun. 2018, doi: 10.1109/IIPHDW.2018.8388338.

[6] A. Bochkovskiy, C.-Y. Wang, and H.-Y. M. Liao, “YOLOv4: Optimal Speed and Accuracy of Object Detection,” Apr. 2020, doi: 10.48550/arxiv.2004.10934.

[7] H. D. Duong and D. T. Tinh, “An efficient method for vision-based fire detection using SVM classification,” *2013 International Conference on Soft Computing and Pattern Recognition, SoCPaR 2013*, pp. 190–195, 2013, doi: 10.1109/SOCPAR.2013.7054125.

[8] S. Zhao, B. Liu, Z. Chi, T. Li, and S. Li, “Characteristics Based Fire Detection System Under the Effect of Electric Fields With Improved Yolo-v4 and ViBe,” *IEEE Access*, vol. 10, pp. 81899–81909, 2022, doi: 10.1109/ACCESS.2022.3190867.

[9] M. Kulshreshtha, S. S. Chandra, P. Randhawa, G. Tsaramirsis, A. Khadidos, and A. O. Khadidos, “OATCR: Outdoor Autonomous Trash-Collecting Robot Design Using YOLOv4-Tiny,” *Electronics 2021, Vol. 10, Page 2292*, vol. 10, no. 18, p. 2292, Sep. 2021, doi: 10.3390/ELECTRONICS10182292.

[10] J. Raju, S. S. Mohammed, J. V. Paul, G. A. John, and Di. S. Nair, “Development and implementation of arduino microcontroller based dual mode fire extinguishing robot,” *Proceedings of the 2017 IEEE International Conference on Intelligent Techniques in Control, Optimization and Signal Processing, INCOS 2017*, vol. 2018-February, pp. 1–4, Feb. 2018, doi: 10.1109/ITCOSP.2017.8303141.

[11] S. Suwarjono *et al.*, “Design of a Home Fire Detection System Using Arduino and SMS Gateway,” *Knowledge 2021, Vol. 1, Pages 61-74*, vol. 1, no. 1, pp. 61–74, Nov. 2021, doi: 10.3390/KNOWLEDGE1010007.

[12] S. Yang, W. Xiao, M. Zhang, S. Guo, J. Zhao, and F. Shen, “Image Data Augmentation for Deep Learning: A Survey,” Apr. 2022, doi: 10.48550/arxiv.2204.08610.

[13] S. Cho, C. Seo, D.-J. Shin, and J.-J. Kim, “A Deep Learning Framework Performance Evaluation to Use YOLO in Nvidia Jetson Platform,” *Applied Sciences 2022, Vol. 12, Page 3734*, vol. 12, no. 8, p. 3734, Apr. 2022, doi: 10.3390/APP12083734.