

Pendeteksian secara Otomatis Telur Cacing *Haemonchus contortus* menggunakan Algoritma YOLOv3

Automatic Detection of Haemonchus contortus Egg Using the YOLOv3 Algorithm

Ridi Arif^{1*}, Elok Budi Retnani¹, Fadjar Satrija¹, Rizky Diyu Purnama²

¹Departemen Ilmu Penyakit Hewan dan Kesehatan Masyarakat Veteriner,
Sekolah Kedokteran Hewan dan Biomedis IPB University, Kampus IPB Dramaga, Bogor 16680

²Program Pendidikan Profesi Dokter Hewan, Sekolah Kedokteran Hewan dan Biomedis
IPB University Kampus IPB Dramaga, Bogor 16680

*Email: ridiarif88@apps.ipb.ac.id

Diterima: 5 Januari 2022, direvisi: 7 September 2022, disetujui: 24 Oktober 2022

Abstract

Haemonchus contortus infection or haemonchosis generally occurs in sheep. This parasite is the most pathogenic species in small ruminants and lives in the abomasum. Animal infected by *H. contortus* will gradually suffer anemia due to the activity of this blood-sucking worms. In addition to causing anemia, sheep will also experience weight loss due to decreased digestibility. The infection can run acutely or chronically and under certain conditions can also cause death in animals. Therefore an effective and efficient smart device is needed to identify the presence of *Haemonchus contortus* egg as a fast detection tool for worm eggs. This study aim to make a smart device based on YOLOv3 algorithm that is able to quickly detect and identify the presence of *H. contortus* eggs. This study uses the You Only Look Once (YOLO) Algorithm version 3 which is an algorithm developed to help detect object in real time. The YOLO Algorithm used the anaconda application framework and choose pycharm and OPENCV. To identify *H. contortus* eggs it is necessary to tag the dataset to create weight training file for YOLO. The result of trials using a light microscope and smartphone show that the YOLOv3 Algorithm is able to identify *H. contortus* eggs with a average confidence value more than 90%. Meanwhile the result using Laptop and Dino-Lite[®] connected to a light microscope showed that Dino-Lite[®] was unable to identify *H. contortus* eggs because access was restricted. Automatic detection of *H. contortus* eggs can be done by utilizing the YOLOv3 algorithm which is assisted by hardware and has ability to identify with high level of accuracy.

Key words: egg worm; *Haemonchus contortus*; Smartphone; YOLOv3

Abstrak

Infeksi *Haemonchus contortus* atau haemonchosis umumnya terjadi pada ruminansia kecil seperti domba. Cacing parasit *H. contortus* adalah spesies yang paling patogenik pada ruminansia kecil dan berhabitat di abomasum. Hewan yang terinfeksi *H. contortus* secara berangsur-angsur akan mengalami anemia karena aktivitas cacing yang menghisap darah. Selain menimbulkan anemia, domba akan mengalami penurunan bobot badan akibat penurunan daya cerna. Infeksi tersebut dapat berjalan secara akut maupun kronis dan dalam kondisi tertentu dapat juga mengakibatkan kematian pada hewan. Oleh karena itu dibutuhkan perangkat yang efektif dan efisien untuk mengidentifikasi keberadaan telur cacing *H. contortus* sebagai alat deteksi cepat telur cacing. Tujuan penelitian ini adalah membuat perangkat cerdas berbasis algoritma YOLOv3 yang mampu mendeteksi dan mengidentifikasi telur cacing *H. contortus* secara cepat. Penelitian ini menggunakan algoritma *You Only Look Once* (YOLO) versi 3 yang merupakan algoritma yang dikembangkan untuk membantu mendeteksi objek secara realtime. Algoritma YOLO dijalankan dalam framework aplikasi anaconda dengan

menggunakan pycharm dan aplikasi OPENCV. Identifikasi telur *H. contortus* secara otomatis berhasil dilakukan dengan proses tagging pada dataset dan membuat file weight training bagi YOLO. Hasil uji coba menggunakan mikroskop cahaya dan *smartphone* menunjukkan bahwa bahwa Algoritma YOLO mampu mengidentifikasi telur *H. contortus* dengan nilai rata-rata akurasi lebih dari 90%. Penggunaan perangkat Dino-Lite® yang terhubung pada mikroskop cahaya menunjukkan algoritma YOLO tidak dapat berjalan karena adanya enkripsi pada perangkat tersebut. Otomatisasi pendeteksian telur *Haemonchus contortus* dapat dilakukan dengan memanfaatkan Algoritma YOLOv3 yang dibantu dengan hardware berupa laptop dan *smartphone* android serta memiliki kemampuan identifikasi dengan tingkat akurasi yang tinggi.

Kata kunci: *Haemonchus contortus*; *smartphone*; telur cacing; YOLOv3

Pendahuluan

Iklim Indonesia yang tropis menjadi tantangan tersendiri bagi peternak dalam mengelola kesehatan ternaknya. Dengan kondisi lingkungan yang mendukung, berbagai agen penyakit yang bersumber dari bakteri, virus, dan parasit dapat dengan mudah tumbuh dan berkembang. Penyakit parasitik seperti kecacingan menjadi permasalahan yang cukup populer pada ternak ruminansia. Pada kondisi iklim tropis, cacing parasit dapat melangsungkan siklus hidupnya sepanjang tahun. Hal inilah yang meningkatkan risiko terjadinya reinfeksi dan autoinfeksi pada ternak. Salah satu cacing parasit yang sering menyerang dan menimbulkan kerugian pada ternak ruminansia adalah cacing *Haemonchus contortus* (Ahmad et al. 2020)

Infeksi oleh *H. contortus* atau haemonchosis umumnya terjadi pada ruminansia kecil seperti kambing dan domba. *Haemonchus contortus* adalah spesies yang paling patogenik pada ruminansia kecil dan berhabitat di abomasum (Pathak et al. 2013; Basier et al. 2016). Spesies ini merupakan nematoda gastrointestinal penghisap darah (Selemon 2018). Hewan yang terinfeksi *Haemonchus contortus* secara berangsur-angsur akan mengalami anemia karena aktivitas cacing yang menghisap darah (Arsenopoulos 2021). Selain menimbulkan anemia, hewan juga akan mengalami hipoproteinemia dan kehilangan darah 200-600 ml per hari (Ehsan 2020). Ternak juga akan mengalami penurunan berat badan akibat penurunan daya cerna. Infeksi tersebut dapat berjalan secara akut maupun kronis dan dalam kondisi tertentu dapat juga mengakibatkan kematian pada hewan (Noviana et al. 2017). Hal tersebut menunjukkan bahwa haemonchosis secara langsung dapat menimbulkan kerugian ekonomi yang besar di sektor peternakan

(Roeber et al. 2013). Oleh karena itu deteksi cepat dan tepat keberadaan *H. contortus* pada ternak diperlukan sebagai langkah awal untuk menegakkan diagnosis sehingga terapi dapat diberikan secara tepat yang pada akhirnya dapat mencegah kerugian yang ditimbulkan.

Metode umum yang saat ini digunakan untuk mengetahui keberadaan cacing *H. contortus* adalah dengan mencari telur cacingnya yang keluar bersama feses. Identifikasi telur cacing ini dilakukan untuk mengetahui status dan derajat infeksi kecacingan pada hewan. Metode yang umum digunakan dalam hal ini adalah teknik pemeriksaan *McMaster*. Metode *McMaster* merupakan metode kuantitatif untuk menduga derajat infeksi kecacingan (Whary et al 2015). Pada pelaksanaannya, penggunaan metode *McMaster* memerlukan waktu yang lama dan teknisi laboratorium yang terampil serta terlatih sehingga metode ini kurang efisien jika digunakan untuk melakukan deteksi cepat keberadaan telur cacing pada hewan dengan jumlah sampel yang banyak. Pemanfaatan teknologi dapat digunakan sebagai terobosan baru untuk mengembangkan alat deteksi cepat keberadaan telur cacing berbasis kecerdasan buatan. Teknologi *computer vision* dengan target pendeteksian objek secara otomatis menjadi salah satu yang paling berkembang. Teknik ini dapat diimplementasikan melalui salah satu algoritma *Convolutional Neural Network* (CNN) yang paling banyak dikembangkan saat ini yaitu YOLO.

Algoritma *You Only Look Once* (YOLO) adalah metode yang dikembangkan oleh Joseph Redmond pada sekitar tahun 2015. Algoritma ini dikembangkan untuk mendapatkan proses identifikasi objek otomatis secara lebih cepat dan tepat dibandingkan CNN sehingga saat ini YOLO

banyak dikembangkan untuk mendeteksi objek secara *real time* (Fandisyah 2021). Penggunaan algoritma YOLO sebagai metode cepat untuk diagnostik parasit dapat dimanfaatkan sebagai metode yang efektif dan efisien untuk diagnosis kejadian infeksi oleh *H. contortus*.

Materi dan Metode

Penelitian ini menggunakan Algoritma *You Only Look Once* (YOLO) yang merupakan sebuah algoritma yang dikembangkan untuk membantu mendeteksi objek secara *realtime* (Fandisyah 2021). Versi yang digunakan dalam penelitian ini adalah YOLOv3 yang memiliki performa deteksi objek yang lebih cepat dibandingkan dengan algoritma CNN lainnya. Algoritma YOLO dijalankan menggunakan *framework* Anaconda melalui perangkat lunak PyCharm dan aplikasi OPENCV. Untuk dapat mengidentifikasi telur *H. contortus* dilakukan *tagging* pada *database* atau *dataset* untuk selanjutnya dihasilkan *file weight training* bagi YOLO. Pembuatan *file weight training* menggunakan aplikasi *Visual object tagging tool* (VoTT). *File weight training* dibuat dengan menginput data citra telur cacing *H. contortus* berupa foto telur cacing dan nama telur cacing yang diberikan. Pada tahap tersebut telah didapatkan data dasar untuk menjalankan proses pendeteksian telur cacing secara otomatis meliputi *file weights*, *cfg*, dan *names*. Target awal masih menggunakan satu *class* yang diujikan sebagai *dataset training* YOLOv3 pada penelitian ini.

Pembuatan sediaan telur cacing didapatkan dari awetan cacing dewasa agar mendapatkan telur *H. contortus* murni. Cacing dewasa *H. contortus* diletakkan dalam petri *disk* dengan media akuades. Cacing tersebut kemudian dibedah dan dikoleksi telur cacingnya. Telur yang telah dikoleksi digunakan sebagai objek uji coba untuk algoritma YOLO yang telah di-*training*. *Training* algoritma YOLOv3 dilakukan dengan mengumpulkan *image training* berupa foto telur *H. contortus* dengan berbagai variasi yang didapatkan dari internet dan dokumentasi pribadi sebanyak 100 buah untuk kemudian diekstraksi menjadi *file weight* dan *file cfg*. Nama yang diberikan untuk *tagging* berjumlah satu *class* dengan nama *strongyle*. Perangkaian *hardware* sebagai model *prototipe* alat diagnostik parasit

dibuat dengan merangkaikan *webcam*, *smartphone*, Dino-Lite® dan mikroskop yang selanjutnya dihubungkan secara *wireless* pada laptop. Pengujian dilakukan terhadap 20 sampel telur untuk mendapatkan gambaran akurasi YOLOv3 dalam mendeteksi telur cacing *H. contortus*.

Hasil dan Pembahasan

Perkembangan alat diagnostik berbasis teknologi di bidang kedokteran hewan terus berkembang. Salah satunya adalah pemanfaatan algoritma YOLO dalam mengidentifikasi keberadaan telur cacing *H. contortus*. Algoritma YOLO saat ini terus dikembangkan untuk beragam keperluan dengan rata-rata target objek yang dideteksi berukuran makroskopis. Dengan memahami prinsip algoritma ini, maka dapat juga dikembangkan untuk pendeteksian otomatis pada benda yang berukuran mikro seperti telur cacing dengan bantuan mikroskop. Prinsip utama dari YOLO adalah melakukan prediksi objek target berdasarkan pola dengan memperhitungkan lebar dan tinggi pada *frame* prediksi. Melalui prinsip ini YOLO mampu melakukan identifikasi objek secara cepat (Zhao dan Li, 2020). Telur *H. contortus* yang merupakan tipe *strongyle* secara umum memiliki bentuk yang oval dan berbentuk *relative* sama di kedua kutubnya (Ahmad et al 2020). Selain itu gambaran telur dibawah mikroskop memperlihatkan dinding telur yang tipis dan adanya area transparan atau berongga diantara dinding telur dengan area *blastomere* (Supriadi et al 2020). Bagian ciri-ciri tersebut yang dapat dikenali oleh YOLO melalui bentuk polanya yang konsisten sehingga dapat dilakukan otomatisasi deteksinya. Untuk dapat melakukan identifikasi otomatis ini dilakukan dua proses utama yaitu pengembangan *script code* untuk algoritma YOLOv3 dan perangkaian *hardware* alat diagnosis nya. *Script code* yang dibuat merupakan penggabungan perintah dari algoritma YOLOv3 dalam mengenali objek dan perintah untuk mengakses komponen *hardware* yang digunakan. *Script code* yang dikembangkan dalam penelitian ini disajikan pada Gambar 1.

Script code yang menjalankan algoritme YOLOv3 ditujukan untuk dapat mengenali objek berupa video. Uji coba sebelumnya

```

# Load Yolo
net = cv2.dnn.readNet("yolov3_training_final.weights", "yolov3_testing.cfg")
classes = []
with open("obj.names", "r") as f:
    classes = [line.strip() for line in f.readlines()]
layer_names = net.getLayerNames()
output_layers = [layer_names[i] - 1 for i in net.getConnectedOutLayers()]
colors = np.random.uniform(0, 255, size=(len(classes), 3))

# Loading Image
cap = cv2.VideoCapture(1)

font = cv2.FONT_HERSHEY_PLAIN
starting_time = time.time()
frame_id = 0
while True:
    # Read frame
    frame = cap.read()
    frame_id += 1

    height, width, channels = frame.shape
    # Detecting objects
    blob = cv2.dnn.blobFromImage(frame, 0.00392, (416, 416), (0, 0, 0), True, crop=False)
    net.setInput(blob)
    outs = net.forward(output_layers)
    # Showing informations on the screen
    class_ids = []
    confidences = []
    boxes = []
    for out in outs:
        for detection in out:
            scores = detection[5:]
            class_id = np.argmax(scores)
            confidence = scores[class_id]
            if confidence > 0.2:
                # Object detected
                center_x = int(detection[0] * width)
                center_y = int(detection[1] * height)
                w = int(detection[2] * width)
                h = int(detection[3] * height)
                # Rectangle coordinates
                x = int(center_x - w / 2)
                y = int(center_y - h / 2)
                boxes.append([x, y, w, h])
                confidences.append(float(confidence))
                class_ids.append(class_id)

    indexes = cv2.dnn.NMSBoxes(boxes, confidences, 0.8, 0.3)

    for i in range(len(boxes)):
        if i in indexes:
            x, y, w, h = boxes[i]
            label = str(classes[class_ids[i]])
            confidence = confidences[i]
            color = colors[class_ids[i]]
            cv2.rectangle(frame, (x, y), (x + w, y + h), color, 2)
            cv2.putText(frame, label + " " + str(round(confidence, 2)), (x, y + 30), font, 3, color, 3)

    elapsed_time = time.time() - starting_time
    fps = frame_id / elapsed_time
    cv2.putText(frame, "FPS: " + str(round(fps, 2)), (10, 50), font, 4, (0, 0, 0), 3)
    cv2.imshow("Image", frame)
    key = cv2.waitKey(1)
    if key == 27:
        break

cap.release()
cv2.destroyAllWindows()

```

Gambar 1 *Script Code* algoritma YOLOv3 untuk deteksi otomatis telur cacing *H. contortus*

yaitu data input berupa gambar dapat dengan mudah bagi YOLO untuk mengenali objek telur *H. contortus*. Pada *script code* YOLOv3 berupa input video, kecepatan deteksi dan nilai *confidence level* sistemnya dikonfigurasi pada nilai standar untuk menyesuaikan pada kepentingan penggunaannya. Kepentingan penggunaan perangkat ini adalah digunakan pada mikroskop untuk membantu deteksi otomatis telur *strongyle* sehingga tidak terlalu dibutuhkan nilai waktu kecepatan deteksi yang tinggi. Melalui konfigurasi tersebut, kecepatan standar dalam deteksi telur cacing telah memenuhi dan dengan tetap menjaga nilai *confidence level* sistemnya agar tetap memberikan hasil yang akurat. Melalui input data berupa video dalam menjalankan YOLO maka deteksi telur cacing dapat dilakukan secara *real time* dan hal ini sangat sesuai dengan penggunaan nantinya dimana proses pencarian telur cacing di bawah mikroskop pasti akan menggerakkan gelas objek.

Selanjutnya, *script code* untuk mengakses hardware diujicobakan pada tiga rangkaian hardware yang berbeda. Pertama, penggunaan

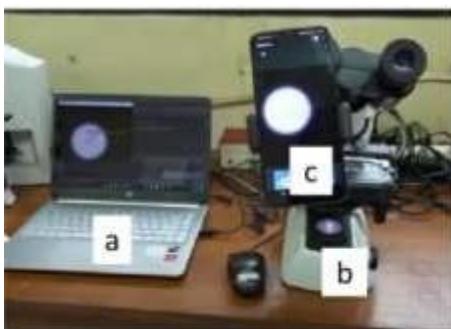
rangkaian laptop dengan *webcam*. Kedua, uji coba menggunakan rangkaian mikroskop cahaya, laptop, dan Dino-Lite[®]. Ketiga, uji coba menggunakan rangkaian mikroskop cahaya, laptop, dan *smartphone*. Uji coba pertama menggunakan rangkaian laptop dan *webcam* menunjukkan bahwa *script code* dapat mengakses perangkat *hardware* dengan baik. Pada percobaan ini digunakan *print out* gambar telur *H. contortus* sebagai objek uji cobanya dan terlihat bahwa algoritme YOLO dapat berjalan dengan baik dalam mendeteksi objek target. Hasil uji coba sebanyak tiga kali pada target berupa *print out* telur *H. contortus* disajikan pada Gambar 2.

Rangkaian *hardware* laptop dan *webcam* ini dapat menjalankan YOLO dan memberikan hasil yang baik dengan tingkat nilai *confidence level* sistem rata-rata adalah 96.7 ± 2.26 %. Tingginya nilai tersebut diikuti dengan kemampuannya mendeteksi seluruh telur tipe *strongyle* pada satu area yang diujikan. Gambar 2a juga menunjukkan kemampuan YOLO untuk mengenali telur *strongyle* diantara tipe telur lainnya. Hal tersebut ditunjukkan dari YOLO yang mampu mendeteksi telur tipe *strongyle* namun tidak mendeteksi telur tipe *ascaris* yang juga ada pada gambar tersebut. Pada algoritma ini, baru dikembangkan kemampuan YOLO untuk mengenali objek berupa telur *strongyle* dan belum dikembangkan kemampuan untuk menghitung jumlah telur yang terdeteksi. Perangkat *webcam* yang digunakan dapat berupa *webcam* yang sudah tersemat pada laptop maupun *webcam* eksternal dengan melakukan perubahan kode pada baris *video capture* dengan mengganti kodenya menjadi 1 atau 0.

Selanjutnya, pada rangkaian *hardware* berupa laptop dan Dino-Lite[®] yang terhubung pada mikroskop cahaya digunakan sediaan telur cacing *H. contortus* murni sebagai objek uji coba. Hasil pengujian memperlihatkan bahwa algoritme YOLO tidak dapat berjalan untuk mengidentifikasi telur cacing. Hal tersebut terjadi karena *script code* gagal untuk mengakses *hardware* Dino-Lite[®] yang kemungkinan besar karena adanya enkripsi pada perangkat tersebut. Gagalnya akses pada *hardware* menyebabkan tidak adanya *input image* yang dapat diproses oleh YOLO sehingga proses identifikasi tidak



Gambar 2 Algoritma YOLO dalam tiga kali pengujian (a, b, dan c) dapat mengenali objek telur *strongyle* dengan rangkaian perangkat laptop dan webcam



Gambar 3. Susunan perangkat laptop (a) dengan mikroskop cahaya (b) dirangkai dengan *smartphone* (c) yang terhubung secara *wireless*



Gambar 4. Hasil pengujian YOLO pada susunan perangkat laptop dan mikroskop cahaya dengan *smartphone* yang terhubung secara *wireless*

dapat terjadi. Pada uji coba ketiga, perangkat Dino-Lite diganti dengan *smartphone* berbasis android. Susunan perangkatnya adalah laptop dan mikroskop cahaya yang telah disambungkan dengan *smartphone* pada bagian lensa okulernya menggunakan *phone holder*. Susunan perangkat tersebut disajikan pada Gambar 3.

Pada pengujian ini digunakan preparat telur cacing *H. contortus* sebagai objek uji cobanya. Koneksi laptop dengan *smartphone* dilakukan secara *wireless* menggunakan aplikasi DroidCam yang sebelumnya telah diinstal di laptop dan *smartphone*. Hasil uji coba menggunakan perangkat ini menunjukkan bahwa Algoritma YOLO dapat dijalankan dan mampu mengidentifikasi telur *H. contortus* dengan nilai *confidence level* yang tinggi. Hasil identifikasi terhadap 10 telur di bawah

mikroskop didapatkan rata-rata 90.7 ± 3.26 %. Salah satu tangkapan layar hasil pengujian disajikan pada Gambar 4.

Koneksi secara *wireless* antara *smartphone* dengan laptop tidak memengaruhi jalannya YOLO dalam mendeteksi telur cacing. *Smartphone* yang terhubung dengan lensa okuler mikroskop secara *real time* dapat mengirimkan data tangkapan kamera ke laptop untuk kemudian YOLO dapat mengidentifikasi sebagai telur *strongyle*. Penggunaan algoritma YOLOv3 dalam pengujian ini memberikan hasil yang bagus karena YOLOv3 dikenal memiliki performa yang cukup baik dibandingkan metode deteksi objek lainnya dengan waktu cepat sehingga cocok untuk model deteksi secara *real time* (Fandisyah 2021). Pada penggunaan YOLOv3 untuk identifikasi objek berukuran makroskopis juga didapatkan hasil pengujian yang cepat secara *real time* dengan waktu interferensi yang singkat yaitu 0.9 detik (Liunanda et al. 2020). Dalam pengembangannya ke depan, *script code* dapat terus dimodifikasi pada versi YOLO yang terbaru sehingga didapatkan kemampuan dan kecepatan deteksi yang semakin baik. Selain itu, fungsi algoritma YOLO ini dapat dikemas dalam bentuk aplikasi terbuka berbasis android sehingga secara mudah dapat digunakan oleh praktisi di lapangan.

Kesimpulan

Deteksi otomatis telur tipe *strongyle* dari *Haemonchus contortus* dapat dilakukan secara *real time* dengan memanfaatkan algoritma YOLOv3. Susunan *hardware* yang dapat digunakan adalah laptop dan *smartphone* berbasis android yang terhubung melalui aplikasi Droid-Cam. Kemampuan deteksi YOLOv3 dalam mengenali telur *H. contortus* memiliki nilai *confidence level* pada sistem diatas 90% dengan waktu identifikasi yang baik.

Ucapan Terima Kasih

Terima kasih disampaikan kepada Lembaga Penelitian dan Pengabdian kepada Masyarakat (LPPM) IPB yang telah memberikan pendanaan melalui skema penelitian Dosen Muda tahun 2021.

Daftar Pustaka

- Ahmad, R.Z., Tiffarent, R. (2020). Aspek patologi *Haemonchus* pada kambing dan domba. *WARTAZOA*. 30(2): 91-102.
- Arsenopoulos, K.V., Fthenakis, G.C., Katsarou, E.I., Papadopoulos E. (2021). Haemonchosis : A challenging parasitic infection of sheep and goats. *Animals*. (11) : 2-28
- Basier, R.B., Khan, L.P., Sargison, N.D., Van Wyk, J.A. (2016). The pathophysiology, ecology, and epidemiology of *Haemonchus contortus* in small ruminants. *Advances in Parasitology*. 93: 95-144.
- Ehsan, M., Hu, R.S, Liang, Q.S., Hou, J.L., Song, X., Yan, R., Zu, X.Q., Li, X. (2020). Advances in the development of anti-*Haemonchus contortus* vaccines challenges, opportunities and perspectives. *Vaccines*. 8(555) : 2-18
- Fandisyah, A.F., Iriawan, N., Winahju, W.S. (2021). Deteksi Kapal Laut di Indonesia Menggunakan YOLOv3. *Jurnal Sains dan Seni ITS*. 1(10) : 2337-2520.
- Liunanda, C.N., Rostianingsih, S., Purbowo, A.N. (2020). Implementasi algoritma YOLO pada aplikasi pendeteksi senjata tajam di android. *Jurnal Infra*. 8(2): 7
- Noviana, R., Anwar, C., Sunarso, A., Koesdarto, S., Mumpuni, S., Sahrial, I.H. (2017). Daya anthelmintika ekstrak etanol daun kemangi terhadap mortalitas cacing *Haemonchus contortus* secara in vitro. *Journal of Parasite Science*. 2(1) : 55-58.
- Pathak, A.K., Dutta, N., Banerjee, P.S., Pattanaik, A.K., Sharma, K. (2013). Influence of dietary supplementation of condensed tannins through leaf meal mixture on intake nutrient utilization and performance of *Haemonchus contortus* infected sheep. *Asian-Australasian Journal of Animal Sciences*. (21) : 1446-1458.
- Roeber, F., Jex, A.R., Gasser, R.B. (2013). Impact of gastrointestinal parasitic nematodes of sheep, and the role of advanced molecular tools for exploring epidemiology and drug resistance—an Australian perspective. *Parasites and Vector*. 6, 153.
- Selemon, R. (2018). Review on control of *Haemonchus contortus* in sheep and goat. *Jornal of Veterinary Medicine and Research*. 5: 1139.
- Supriadi, S., Kutbi, M.K., Nurmayani, S. (2020). Identifikasi parasit cacing nematoda gastrointestinal pada sapi bali (*Bos sondaicus*) di Desa Taman Ayu Kabupaten Lombok Barat. *Junal Ilmiah Biologi*. 8(1): 58-66.
- Whary, M.T., Baumgarth, N., Fox, J.G., Barthold, S.W. (2015). *Laboratory Animal Medicine* 3th ed. Elsevier Inc, California.
- Zhao, L., Li, Shuaiyang. (2020). Object Detection Algorithm based on Improved YOLOv3. *Electronics*. 9: 1-11.