



DETEKSI TANGGAL KEDALUWARSA PADA PRODUK KEMASAN: ANALISIS KOMPARATIF YOLOV8 DAN YOLOV11 BERBASIS PADDLEOCR

Abath Timothy Alokamating*, Adriana Fanggalda, Derwin Rony Sina, Yulianto Triwahyuadi
Polly

Program Studi Ilmu Komputer, Universitas Nusa Cendana, Indonesia

Abstrak: Tanggal kedaluwarsa pada produk kemasan sering sulit terbaca sehingga diperlukan sistem otomatis untuk mendeteksi dan mengenalinya. Penelitian ini mengintegrasikan algoritma You Only Look Once versi 8 (YOLOv8) dan versi 11 (YOLOv11) dengan Paddle Optical Character Recognition (OCR) pada dataset sekunder berisi 510 gambar produk kemasan. Evaluasi performa model dilakukan menggunakan Confusion Matrix untuk menghitung metrik seperti recall, precision, mAP, dan F1-Score. Kedua model YOLO menunjukkan performa tinggi, dengan YOLOv8 mencapai recall 81,2%, precision 92,5%, mAP50 89%, mAP50-95 72%, dan F1-Score 86,5%, sedangkan YOLOv11 memperoleh recall 89,5%, precision 88%, mAP50 93%, mAP50-95 70,1%, dan F1-Score 92,7%. PaddleOCR berhasil mengenali teks dengan akurasi karakter 94,76%. Hasil ini membuktikan bahwa kombinasi deteksi objek dan OCR efektif serta praktis untuk membaca tanggal kedaluwarsa.

Kata kunci: YOLOv8, YOLOv11, PaddleOCR, tanggal kedaluwarsa, deteksi objek

I. PENDAHULUAN

Produk kemasan merupakan hasil dari serangkaian proses, mulai dari perencanaan hingga pendistribusian, yang dirancang untuk memenuhi kebutuhan manusia. Produk seperti makanan, minuman, obat-obatan, dan kosmetik merupakan contoh produk kemasan yang paling sering bersentuhan langsung dengan manusia, karena menunjang kesehatan dan kesejahteraan. Kualitas kemasan yang baik turut memberikan dampak signifikan terhadap kinerja sektor industri, terutama industri makanan dan minuman, farmasi, serta kosmetik (Bariklana et al., 2020). Pertumbuhan jumlah penduduk

menyebabkan peningkatan permintaan terhadap produk berkualitas, yang menuntut adanya standar untuk memastikan kelayakan distribusi suatu produk makanan dan minuman antara lain ditentukan berdasarkan kejelasan informasi tanggal kedaluwarsa yang umumnya tertera pada kemasan. Tanggal kedaluwarsa merupakan identitas batas kelayakan konsumsi produk yang berfungsi untuk menjamin keamanan, kualitas, dan kepatuhan terhadap standar regulasi. Konsumsi produk yang telah melewati batas tersebut sangat berpotensi menyebabkan risiko kesehatan, seperti keracunan, infeksi, reaksi alergi, hingga potensi kematian (Richo, 2025). Sesuai dengan peraturan BPOM Nomor 31 Tahun 2018, setiap produk pangan olahan wajib mencantumkan tanggal kedaluwarsa.

*) abath4081@gmail.com

Di industri distribusi, kelalaian dalam pengawasan tanggal kedaluwarsa sering terjadi terutama pada sektor rantai pasokan. Proses penurunan produk (unloading) dari pihak pemasok induk dan sistem pengecekan tanggal yang masih dilakukan secara manual dengan pengamatan visual membuat proses tersebut rentan terhadap kesalahan. Dampak yang ditimbulkan mencakup kerugian finansial yang signifikan, peningkatan potensi stok mati karena konsumen enggan membeli akibat meragukan tanggal kadaluwarsa, risiko tuntutan hukum dan sanksi, kerusakan reputasi di mata publik, serta penurunan loyalitas pelanggan (Richo, 2025).

Untuk mengatasi tantangan tersebut, pemanfaatan teknologi kecerdasan buatan (*Artificial Intelligence/AI*) dan pemrosesan citra digital (*Computer Vision*) telah ditawarkan sebagai solusi modern. Algoritma deteksi objek, seperti YOLO (*You Only Look Once*) dan OCR (*Optical Character Recognition*), memungkinkan deteksi, pembacaan, dan validasi tanggal kedaluwarsa secara otomatis (Richo, 2025). Pendekatan serupa juga digunakan oleh Huma et al. (2025) untuk mendeteksi dan mengekstraksi kandungan gula pada kemasan produk menggunakan YOLOv8 dan PaddleOCR. Selain itu, Kotev et al. (2025) menerapkan kombinasi *Faster R-CNN* dan *Feature Pyramid Network* (FCN) dalam kerangka Detectron2 untuk mendeteksi area tanggal pada kemasan makanan dengan mAP 75,9% pada data sekunder. Malelak et al. (2025) juga menggunakan FPN dan *Faster R-CNN* yang diintegrasikan dengan Tesseract OCR untuk mendeteksi dan mengekstraksi kadar natrium pada label kemasan produk, dengan akurasi deteksi 98,90% (AP50) dan akurasi ekstraksi teks 85,13%

Penelitian-penelitian sebelumnya membuktikan keefektifan teknologi

kecerdasan buatan dalam hal ini. Florea & Rebedea (2020) menunjukkan akurasi 63,3% pada citra nyata dan 72,7% pada citra sintesis. Seker & Ahn (2022) mencapai akurasi 97,74% menggunakan *Fully Convolutional Networks* (FCN). Richo (2025) dengan YOLOv11 mencapai akurasi 98,44% untuk satu format tanggal.

Meskipun hasil-hasil tersebut sangat menjanjikan, terdapat beberapa keterbatasan. Pertama, penelitian Richo hanya menguji satu format tanggal dengan *dataset* terbatas. Kedua, penelitian Seker & Ahn masih menghadapi tantangan pada format tanggal yang lebih spesifik. Terakhir, kemunculan YOLOv11 menawarkan peluang peningkatan efisiensi dibandingkan YOLOv8.

Berdasarkan identifikasi gap tersebut, penelitian ini berfokus pada deteksi tanggal kedaluwarsa menggunakan algoritma YOLOv8 dan YOLOv11 yang dikolaborasi dengan PaddleOCR. Tujuan penelitian ini adalah merancang model deteksi tanggal kedaluwarsa pada produk kemasan serta melakukan analisis komparatif terhadap kinerja kedua model tersebut.

II. METODOLOGI

2.1. Data dan Preprocessing

Data yang digunakan berupa citra produk kemasan yang mengandung informasi tanggal kedaluwarsa. *Dataset* yang digunakan adalah *dataset* date detection dari penelitian Seker & Ahn (2022), berisi 13.625 gambar sintesis untuk kemasan makanan, minuman, obat-obatan, dan kosmetik yang telah diberikan anotasi. *Dataset* dibagi menjadi 12.960 gambar untuk data latihan dan 665 gambar untuk data validasi dengan perbandingan data latihan dan data validasi sebesar 9:1.

Kerangka kerja yang dirancang terdiri dari tiga tahap utama: (1) deteksi area tanggal

menggunakan YOLO, (2) ekstraksi teks dengan PaddleOCR untuk mengenali digit dan karakter, dan (3) pemetaan komponen hari (*day*), bulan (*month*), dan tahun (*year*). Kelas objek yang digunakan meliputi empat kategori: *date* (tanggal pada produk kemasan), *prod* (tanggal produksi), *due* (tanda kedaluwarsa), dan *code* (kode unik identitas produk).

Format anotasi dikonversi dari JSON menjadi format YOLO (<class_id> <x_center> <y_center> <width> <height>) dalam file .txt. Penelitian ini menangani 13 format tanggal berbeda, antara lain DDMMYY, DDMMYY, DDMMYYYY, DDMMYYYY, YYYYMM, YYYYMMDD, YYMMDD, MMDD, MYYYYY, MMMYYYY, MMMDDYY, MMMDDYYYY, dan YYYYMMDD.

2.2. Arsitektur Model YOLO

Arsitektur model mengadaptasi *framework* YOLOv8 dan YOLOv11 dari Ultralytics (Jocher et al., 2024). YOLOv8 mengadopsi pendekatan *anchor box free* yang memungkinkan model langsung menebak posisi pusat objek (Satya et al., 2023). Arsitektur terdiri dari: (1) *Backbone* menggunakan blok C2F dengan *Convolutional Block*, *Batch Normalization*, dan *SiLU Activation*; (2) *Neck* untuk menggabungkan fitur dari berbagai skala resolusi; dan (3) *Head* untuk prediksi *bounding box* secara *anchor-free*.

YOLOv11 menghadirkan penyempurnaan dengan peningkatan efisiensi komputasi dan kecepatan inferensi sekitar 2% (Richo, 2025). Perbedaan utama adalah substitusi blok C2F dengan C3K2 yang menggunakan konvolusi kernel 3×3 lebih kecil (Rao, 2024). Selain itu, YOLOv11 memperkenalkan blok C2PSA (*Cross Stage Partial with Spatial Attention*) yang memperkuat fokus pada wilayah penting dalam gambar.

2.3. PaddleOCR

PaddleOCR merupakan sistem OCR yang dikembangkan oleh Baidu, terdiri dari tiga tahap: deteksi teks menggunakan *Differentiable Binarization* (DB), klasifikasi arah teks, dan pengenalan teks menggunakan CRNN (*Convolutional Recurrent Neural Network*). Pada *post-processing*, hasil ekstraksi difilter melalui pemeriksaan ejaan dan *parsing regex* untuk validasi format tanggal (Satya et al., 2023).

2.4. Konfigurasi Pelatihan

Pelatihan dilakukan menggunakan Google Colab dengan GPU T4 dan RAM 15GB. Model menggunakan varian *medium* (YOLOv8m dan YOLOv11m) dengan konfigurasi: *image size* 640 piksel, *batch size* otomatis (-1), dan AdamW *optimizer* dengan *learning rate* awal 0,001 serta Cosine Annealing scheduler. Augmentasi data meliputi: default (*Blur*, *MedianBlur*, *ToGray*, CLAHE dengan $p=0,01$) dan tambahan (*degrees=30*, *shear=10*, *mixup=0,15*, *scale=0,9*). YOLOv8 dilatih hingga *early stopping* pada *epoch* 175, sedangkan YOLOv11 hingga 200 *epoch*.

2.5. Metrik Evaluasi

Evaluasi model menggunakan: *Confusion Matrix*, *Precision*, *Recall*, F1-Score (rata-rata harmonis *Precision* dan *Recall*), dan *Mean Average Precision* (mAP). mAP dihitung pada dua variasi: mAP50 pada ambang IoU 0,50, dan mAP50-95 yang merata-ratakan mAP pada ambang IoU 0,50 hingga 0,95 (Muhlashin & Stefanie, 2023).

III. HASIL DAN PEMBAHASAN

3.1 Hasil Pelatihan Model

Pada model YOLOv8, fase awal pelatihan menunjukkan penurunan tajam pada *box loss*, *class loss*, dan *DFL loss*. Setelah sekitar 50 *epoch*, grafik *loss* cenderung mendatar. Pada *epoch* ke-174 hingga 175, perubahan *training loss* tercatat sebesar -0,00637 (*box loss*), -

0,00608 (*class loss*), dan -0,00587 (*DFL loss*). *Validation loss* hanya berubah sangat kecil (0,00034; 0,00032; 0,00005), menunjukkan pembelajaran stabil tanpa *overfitting*.

Model YOLOv11 menunjukkan pola serupa. Pada *epoch* ke-199 hingga 200, *training loss* berubah sebesar -0,00114 (*box loss*), -0,00921 (*class loss*), dan -0,00106 (*DFL loss*), sementara *validation loss* menurun tipis (0,00168; 0,00135; 0,00022). Kedua model mencapai konvergensi stabil.

3.2. Evaluasi Deteksi Area Tanggal

Pelatihan melibatkan YOLOv8 dan YOLOv11, serta dibandingkan dengan FCN oleh Seker & Ahn (2022). Pendekatan berbeda dalam deteksi tanggal juga diterapkan oleh Koten et al. (2025) menggunakan *Faster R-CNN* dan *FPN* yang mencapai *F1-Score* 91,59% pada data sekunder. Evaluasi metrik per *epoch* disajikan pada Tabel 1 dan Tabel 2.

Tabel 1. Evaluasi Model YOLOv8 per *Epoch*

<i>Epoch</i>	<i>Recall</i>	<i>Precision</i>	mAP50	mAP50-95	<i>F1-Score</i>
10	0,475	0,586	0,483	0,298	0,524
50	0,811	0,812	0,848	0,612	0,811
100	0,830	0,911	0,891	0,700	0,868
175	0,812	0,925	0,899	0,720	0,865

Pada YOLOv8, terlihat peningkatan signifikan dari *epoch* 10 hingga 175. *Recall* naik dari 0,475 menjadi 0,812, *precision* dari 0,586 menjadi 0,925, mAP50 dari 0,483 menjadi

0,899, dan mAP50-95 dari 0,298 menjadi 0,720. Pola ini menunjukkan konvergensi stabil.

Tabel 2. Evaluasi Model YOLOv11 per *Epoch*

<i>Epoch</i>	<i>Recall</i>	<i>Precision</i>	mAP50	mAP50-95	<i>F1-Score</i>
10	0,542	0,617	0,518	0,278	0,577
50	0,779	0,832	0,856	0,611	0,805
100	0,826	0,874	0,894	0,606	0,849
200	0,895	0,880	0,930	0,701	0,927

YOLOv11 menunjukkan kenaikan konsisten hingga *epoch* 200. *Recall* mencapai 0,895, *precision* 0,880, mAP50 0,930, mAP50-95 0,701, dan *F1-Score* 0,927. YOLOv11 unggul

pada *recall* dan mAP50, mampu menemukan lebih banyak objek dengan penempatan *bounding box* tepat pada ambang IoU 0,50.

Tabel 3. Evaluasi Model per Metode

Metode	<i>Recall</i> (%)	<i>Precision</i> (%)	mAP50 (%)	mAP50-95 (%)	<i>F1-Score</i> (%)
YOLOv8	81,2	92,5	89	72	86,5
YOLOv11	89,5	88	93	70,1	92,7
FCN (Seker & Ahn, 2022)	80,9	87,7	–	–	82,9

Berdasarkan Tabel 3, YOLOv11 memiliki performa terbaik secara keseluruhan pada *recall* 89,5% dan *F1-Score* 92,7%,

mencerminkan kemampuan model dalam mendeteksi lebih banyak objek dengan keseimbangan *precision* yang baik. YOLOv8

unggul pada *precision* 92,5% dan mAP50-95 72%, menandakan stabilitas pada ambang IoU lebih ketat. Secara praktis, YOLOv11 lebih sesuai untuk aplikasi industri, sedangkan YOLOv8 lebih cocok saat presisi penempatan kotak lebih penting.

Dari ketiga *confusion matrix*, terlihat bahwa YOLOv11 unggul secara keseluruhan. Kelas *Date* pada YOLOv11 hampir seluruh prediksinya tepat, kelas *Due* dan *Prod* memiliki *recall* dan *precision* lebih baik dibanding YOLOv8, sedangkan kelas *Code* menunjukkan akurasi lebih tinggi dengan *false positive* lebih rendah. FCN mampu mendeteksi *Date* dengan baik tetapi kesulitan pada kelas minor sehingga *false positive* tinggi pada *Background*.

3.3. Evaluasi Ekstraksi Teks PaddleOCR

Setelah area tanggal terdeteksi, citra hasil *cropping* diproses oleh PaddleOCR. Tahap normalisasi mencakup perbaikan karakter salah terbaca (misal "Z" menjadi "2"), penghapusan spasi berlebih, serta pemisahan teks menyatu. Pada kasus *multi-date*, pemilihan tanggal kedaluwarsa menggunakan prioritas hirarki *year > month > day*.

Berdasarkan pengujian terhadap 512 data uji, FCN (Seker & Ahn, 2022) mendeteksi *Day* dengan akurasi 99,59%, *Month* 100%, dan *Year* 99,60%. Sementara YOLO + PaddleOCR menunjukkan *Day* 94,43%, *Month* 94,51%, dan *Year* 95,36%. Meskipun FCN unggul dalam akurasi absolut, YOLOv11 + PaddleOCR memiliki keunggulan fleksibilitas, mampu mengekstrak teks dari area tanggal dengan orientasi berbeda. PaddleOCR mencatat akurasi karakter 94,76%. Sebagai perbandingan, Malelak et al. (2025) yang menggunakan Tesseract OCR untuk mengekstraksi kadar natrium memperoleh akurasi ekstraksi teks 85,13%, sedangkan

Huma et al. (2025) dengan PaddleOCR untuk kandungan gula mencapai *precision* 97,84%.

IV. KESIMPULAN

Hasil evaluasi menunjukkan bahwa model deteksi berbasis YOLO, terutama YOLOv11, memberikan kinerja baik dalam mengidentifikasi area tanggal kedaluwarsa pada produk kemasan. YOLOv11 memiliki performa tertinggi pada *recall* (89,5%) dan *F1-Score* (92,7%). YOLOv8 menunjukkan kinerja kompetitif pada *precision* (92,5%) dan mAP50-95 (72%).

Perbandingan dengan FCN (Seker & Ahn, 2022) menunjukkan bahwa kedua model YOLO unggul dalam deteksi area tanggal dimana YOLOv11 mencatat *recall* 89,5% dan *F1-Score* 92,7% dibandingkan FCN yang hanya mencapai *recall* 80,9% dan *F1-Score* 82,9% serta YOLOv8 unggul pada *precision* 92,5% dibandingkan FCN 87,7%. Pada tahap klasifikasi informasi tanggal, integrasi YOLOv11 dengan PaddleOCR efektif mengekstrak teks namun belum melampaui FCN. Dengan demikian, FCN lebih tepat untuk klasifikasi informasi tanggal, sedangkan YOLO lebih unggul pada pendeteksian area tanggal.

Untuk pengembangan di masa mendatang, disarankan: (1) peningkatan ekstraksi teks agar mampu membedakan kode *batch* bersamaan dengan tanggal kedaluwarsa; (2) integrasi ke sistem industri seperti aplikasi *mobile* atau POS; (3) pemanfaatan *framework* otomasi seperti n8n; dan (4) ekstensi penelitian untuk mencakup deteksi informasi lain pada kemasan seperti kode produksi, nomor registrasi BPOM, atau label gizi.

DAFTAR PUSTAKA

Bariklana, M., Takayasa, T., & Azizah, S. (2020). Implementasi Labelisasi Kedaluarsa Produk Pangan Industri Rumah Tangga (P-IRT). Gema

Publica: *Jurnal Manajemen dan Kebijakan Publik*, 5(1), 15-26.

- Florea, V., & Rebedea, T. (2020). Expiry date recognition using deep neural networks. *International Journal of User-System Interaction*, 13(1), 1-17.
- Huma, A., Fanggidae, A., Rumlaklak, N., & Polly, Y. (2025). Deteksi dan Ekstraksi Kandungan Gula pada Kemasan Menggunakan YOLOv8 dan PaddleOCR. *Prosiding Seminar Nasional Sains dan Teknologi*.
- Jocher, G., Chaurasia, A., & Qiu, J. (2023). Ultralytics YOLOv8. *Ultralytics YOLO Docs*.
- Koten, F., Fanggidae, A., Polly, Y., & Djahi, B. (2025). Deteksi Tanggal pada Kemasan Makanan Menggunakan Faster R-CNN dan FPN dalam Kerangka Detectron2. *Prosiding Seminar Nasional SAINSTEK*, 7(1).
- Malelak, R., Fanggidae, A., Widiastuti, T., & Polly, Y. (2025). Deteksi Informasi Kadar Natrium pada Label Produk Kemasan Menggunakan FPN, Faster R-CNN, dan OCR. *Jurnal Buana Informatika*, 16(2), 155-165.
- Muhlashin, M., & Stefanie, A. (2023). Klasifikasi Penyakit Mata Berdasarkan Citra Fundus Menggunakan YOLO v8. *JATI (Jurnal Mahasiswa Teknik Informatika)*, 7(2), 1363-1368.
- Rao, S. (2024). *YOLOv11 Explained: Next-Level Object Detection with Enhanced Speed and Accuracy*. <https://medium.com/@nikhil-rao-20/yolov11-explained-next-level-object-detection-with-enhanced-speed-and-accuracy-2dbe2d376f71>
- Richo. (2025). Sistem Identifikasi Informasi Expired Date Produk Kemasan Menggunakan Kolaborasi Metode YOLO-v11m dan PaddleOCR. *Jurnal Riset Sistem Informasi dan Teknologi (JRSIT)*, 2(3), 886-900.
- Satya, L., Septian, M., Sarjono, M., Cahyanti, M., & Swedia, E. (2023). Sistem Pendeteksi Plat Nomor Polisi Kendaraan Dengan Arsitektur YOLOv8. *Sebatik*, 7(2), 753-761.
- Seker, A., & Ahn, S.C. (2022). A generalized framework for recognition of expiration dates on product packages using fully convolutional networks. *Expert Systems with Applications*, 203, 117310. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2022.117310>