



UNIVERSITAS
GADJAH MADA

PENERAPAN SEGMENTASI INSTANSI DENGAN ALGORITMA MASK REGION-CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (MASK R-CNN)
UNTUK IDENTIFIKASI MINERAL PLAGIOKLAS, KUARSA, ALKALI FELDSPAR, PIROKSEN, DAN HORNBLENDE DALAM BATUAN BEKU (STUDI KASUS DAERAH MONTERADO, KABUPATEN BENGKAYANG, PROVINSI KALIMANTAN BARAT)
M RIDWAN IYAS, Dr. Ir. I Wayan Warmada; Nugroho Imam Setiawan, S.T., M.T., D.Sc.
Universitas Gadjah Mada, 2020 | Diunduh dari <http://etd.repository.ugm.ac.id/>

DAFTAR ISI

| | |
|--|------|
| HALAMAN JUDUL | i |
| LEMBAR PENGESAHAN | ii |
| PERNYATAAN BEBAS PLAGIASI..... | iii |
| KATA PENGANTAR | iv |
| DAFTAR ISI..... | vi |
| DAFTAR GAMBAR | xi |
| DAFTAR TABEL..... | xiii |
| DAFTAR PERSAMAAN..... | xiv |
| ABSTRAK..... | xv |
| ABSTRACT..... | xvi |
| BAB I PENDAHULUAN | 1 |
| I.1. Latar Belakang | 1 |
| I.2. Rumusan Masalah | 4 |
| I.3. Maksud dan Tujuan..... | 5 |
| I.4. Manfaat Penelitian | 5 |
| I.5. Batasan Masalah..... | 5 |
| I.6. Lokasi Penelitian Studi Kasus..... | 6 |
| I.7. Penelitian Terdahulu..... | 8 |
| I.8. Keaslian Penelitian..... | 12 |
| BAB II GEOLOGI REGIONAL DAERAH STUDI KASUS..... | 14 |
| II.1. Geomorfologi Regional..... | 14 |

| | |
|---|-----------|
| II.2. Stratigrafi Regional..... | 16 |
| II.3. Petrologi dan Petrografi Batuan Beku di Daerah Studi Kasus.... | 19 |
| BAB III DASAR TEORI..... | 28 |
| III.1. Pencahayaan pada Mikroskop Polarisasi..... | 28 |
| III.2. Sifat Optik Plagioklas, Kuarsa, Alkali Feldspar, Piroksen, dan Hornblende secara <i>Computer Vision</i> | 29 |
| III.2.1. Sifat Optik Plagioklas..... | 29 |
| III.2.2. Sifat Optik Kuarsa..... | 31 |
| III.2.3. Sifat Optik Alkali Feldspar..... | 32 |
| III.2.4. Sifat Optik Piroksen..... | 33 |
| III.2.5. Sifat Optik Hornblende..... | 35 |
| III.3. <i>Machine Learning</i> | 36 |
| III.4. <i>Deep Learning</i> | 39 |
| III.4.1. <i>Mask Region - Convolutional Neural Network</i> | 41 |
| III.4.1.1. Struktur <i>Convolutional Neural Network</i> dengan arsitektur <i>Residual Network</i> | 43 |
| III.4.1.2. Struktur <i>Region Proposal Network</i> | 49 |
| III.4.1.3. Struktur <i>Head Network</i> | 51 |
| III.4.2. Pembelajaran Nilai <i>Loss</i> | 53 |
| III.5. Identifikasi Plagioklas, Kuarsa, Alkali Feldspar, Piroksen, dan Hornblende secara <i>Computer Vision</i> | 55 |
| III.6. Hipotesis..... | 57 |
| BAB IV. METODE PENELITIAN | 59 |
| IV.1. Alat dan Bahan | 59 |
| IV.2. Tahapan Penelitian | 60 |



UNIVERSITAS
GADJAH MADA

PENERAPAN SEGMENTASI INSTANSI DENGAN ALGORITMA MASK REGION-CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK (MASK R-CNN)
UNTUK IDENTIFIKASI MINERAL PLAGIOKLAS, KUARSA, ALKALI FELDSPAR, PIROKSEN, DAN HORNBLENDE DALAM BATUAN BEKU (STUDI KASUS DAERAH MONTERADO, KABUPATEN BENGKAYANG, PROVINSI KALIMANTAN BARAT)
M RIDWAN IYAS, Dr. Ir. I Wayan Warmada; Nugroho Imam Setiawan, S.T., M.T., D.Sc.
Universitas Gadjah Mada, 2020 | Diunduh dari <http://etd.repository.ugm.ac.id/>

| | |
|---|------------|
| IV.2.1. Tahap Pendahuluan..... | 60 |
| IV.2.2. Tahap Pengumpulan dan Pengolahan Data..... | 61 |
| IV.2.3. Tahap Analisis Data..... | 64 |
| IV.2.4. Tahap Penulisan Laporan..... | 67 |
| IV.3. Jadwal Penelitian | 67 |
| BAB V. PENYAJIAN DATA DAN PEMBAHASAN..... | 71 |
| V.1. Pengumpulan Data..... | 71 |
| V.1.1. Set Data Latih dan Set Data Validasi..... | 71 |
| V.1.2. Set Data Uji..... | 78 |
| V.2. Pelatihan Algoritma..... | 78 |
| V.3. Pengujian Algoritma..... | 81 |
| V.3.1. Proses Pengujian Set Data Uji..... | 81 |
| V.3.2. Nilai <i>Average Precision</i> Set Data Uji..... | 99 |
| BAB VI. KESIMPULAN DAN SARAN..... | 111 |
| VI.1. Kesimpulan..... | 111 |
| VI.2. Saran..... | 112 |
| DAFTAR PUSTAKA | 114 |
| LAMPIRAN..... | 117 |
| LAMPIRAN PETROGRAFI..... | 118 |
| LAMPIRAN NASKAH KODE PEMROGRAMAN..... | 136 |



DAFTAR GAMBAR

| | | |
|-------------|--|----|
| Gambar 1.1 | Lokasi penelitian studi kasus (Ilmawan, 2019)..... | 7 |
| Gambar 1.2 | Hasil segmentasi semantik Baykan dan Yilmaz (2010)..... | 9 |
| Gambar 1.3 | Segmentasi semantik yang dilakukan oleh Izadi dkk. (2017): a. dan c.) contoh data masukan sebelum dilakukan <i>inferencing</i> , dan b. dan d.) data keluaran yang dihasilkan oleh proses <i>inferencing</i> | 10 |
| Gambar 1.4 | Segmentasi instansi yang dilakukan oleh Bukharev dkk. (2018): a.) data masukan sebelum dilakukan proses <i>inferencing</i> , dan b.) data keluaran hasil proses <i>inferencing</i> | 11 |
| Gambar 1.5 | Segmentasi instansi terhadap gambar mikroskopis berupa nukleus sel menggunakan Mask R-CNN (Johnson, 2018)..... | 12 |
| Gambar 2.1 | Fisiografi daerah Singkawang dan lokasi penelitian studi kasus (Thorp dkk, 1990, dalam Ilmawan, 2019)..... | 15 |
| Gambar 2.2 | Kolom stratigrafi peta geologi regional lembah Singkawang (Suwarna dan Langford, 1993) dan daerah studi kasus (Ilmawan, 2019)..... | 18 |
| Gambar 2.3 | Kenampakan singkapan diorit kuarsa pada lereng barat Gunung Tempurung (A) dan kenampakan setangan diorit kuarsa (B) (Ilmawan, 2019)..... | 20 |
| Gambar 2.4 | Fotomikrografi diorit kuarsa dari Satuan Diorit Kuarsa pada kenampakan PPL (kiri) dan XPL (kanan) (Ilmawan, 2019)..... | 21 |
| Gambar 2.5 | Kenampakan singkapan porfiri diorit dengan urat kuarsa pada Satuan Porfiri Diorit (A) dan kenampakan setangan porfiri diorit (B) (Ilmawan, 2019)..... | 22 |
| Gambar 2.6 | Fotomikrografi porfiri diorit dari Satuan Porfiri Diorit pada kenampakan PPL (kiri) dan XPL (kanan) (Ilmawan, 2019)..... | 22 |
| Gambar 2.7 | Kenampakan singkapan diorit pada Satuan Porfiri Diorit (A) dan kenampakan setangan diorit (B) (Ilmawan, 2019)..... | 23 |
| Gambar 2.8 | Fotomikrografi diorit dari Satuan Porfiri Diorit pada kenampakan PPL (kiri) dan XPL (kanan) (Ilmawan, 2019)..... | 23 |
| Gambar 2.9 | Kenampakan singkapan andesit pada Satuan Andesit (A) dan kenampakan setangan andesit (B) (Ilmawan, 2019)..... | 24 |
| Gambar 2.10 | Fotomikrografi andesit dari Satuan Andesit pada kenampakan PPL (kiri) dan XPL (kanan) (Ilmawan, 2019)..... | 24 |
| Gambar 2.11 | Kenampakan singkapan diorit kuarsa pada Satuan Diorit Kuarsa (A) dan kenampakan setangan diorit kuarsa (B) (Azhim, 2019)..... | 25 |
| Gambar 2.12 | Kenampakan petrografi diorit kuarsa dari Satuan Diorit Kuarsa pada kenampakan PPL (kiri) dan XPL (kanan) (Azhim, 2019)..... | 26 |
| Gambar 2.13 | Kenampakan singkapan diorit mikro pada Satuan Diorit Mikro (A) dan kenampakan setangan diorit mikro (B) (Azhim, 2019). | 27 |

| | | |
|-------------|---|----|
| Gambar 2.14 | Kenampakan petrografi diorit mikro dari Satuan Diorit Mikro pada kenampakan PPL (kiri) dan XPL (kanan) (Azhim, 2019).. | 27 |
| Gambar 3.1 | Arah perambatan gelombang cahaya a.) Cahaya tidak terpolarisasi, bergerak merambat ke segala arah, dan b.) Cahaya terpolarisasi, bergerak merambat pada 1 arah bidang (Nesse, 2013)..... | 28 |
| Gambar 3.2 | Fotomikrograf plagioklas (labradorite) pada sayatan tipis <i>troctolite</i> pada kenampakan XPL (Barker, 2014)..... | 30 |
| Gambar 3.3 | Penentuan sudut gelapan dengan metode Michael-Levy (Nesse, 2004)..... | 31 |
| Gambar 3.4 | Fotomikrograf kuarsa pada sayatan tipis granit pada kenampakan XPL (Barker, 2014)..... | 31 |
| Gambar 3.5 | Fotomikrograf ortoklas pada sayatan tipis granit pada kenampakan XPL (Barker, 2014)..... | 32 |
| Gambar 3.6 | Fotomikrograf augite pada sayatan tipis gabbro pada kenampakan XPL (Barker, 2014)..... | 34 |
| Gambar 3.7 | Fotomikrograf oxyhornblende pada sayatan tipis andesit pada kenampakan PPL (Barker, 2014)..... | 36 |
| Gambar 3.8 | Paradigma <i>classical programming</i> dan <i>Machine Learning</i> (Chollet, 2017)..... | 37 |
| Gambar 3.9 | <i>Ground-truth label</i> pada set data latih dan set data validasi (Chollet, 2017)..... | 38 |
| Gambar 3.10 | Diagram Venn yang menunjukkan hubungan antara <i>Artificial Intelligence</i> , <i>Machine Learning</i> , <i>Representation Learning</i> , dan <i>Deep Learning</i> (Goodfellow dkk., 2016)..... | 40 |
| Gambar 3.11 | Visualisasi <i>input layer</i> , <i>hidden layer</i> , dan <i>output layer</i> pada <i>Feedforward Neural Network</i> (Nielsen, 2016)..... | 41 |
| Gambar 3.12 | Segmentasi instansi dengan algoritma <i>Mask R-CNN</i> (He dkk., 2017)..... | 42 |
| Gambar 3.13 | Arsitektur <i>Residual Network</i> (dengan modifikasi) dan <i>residual building block</i> (He dkk., 2016)..... | 44 |
| Gambar 3.14 | Visualisasi contoh perkalian matriks antara lapisan input dengan lapisan konvolusi yang menghasilkan lapisan output (Dumoulin dan Visin, 2018)..... | 45 |
| Gambar 3.15 | Fungsi aktivasi <i>Rectified Linear Unit</i> (Goodfellow dkk., 2016) .. | 46 |
| Gambar 3.16 | Visualisasi peta fitur (Zeiler dan Fergus, 2013)..... | 47 |
| Gambar 3.17 | Visualisasi <i>max-pooling</i> pada lapisan penyatuhan (Nielsen, 2016)..... | 48 |
| Gambar 3.18 | Penggunaan <i>Residual Building Block</i> pada arsitektur ResNet (He dkk., 2016)..... | 48 |
| Gambar 3.19 | Struktur <i>Region Proposal Network</i> untuk menghasilkan <i>anchor box</i> (Ren dkk., 2015)..... | 50 |
| Gambar 3.20 | Struktur <i>Head Network</i> yang melakukan pemisahan proses prediksi kelas dan kotak deteksi objek (bagian atas), dengan prediksi topeng segmentasi (bagian bawah) (He dkk., 2017)... | 51 |

| | | |
|-------------|---|----|
| Gambar 3.21 | Grafik nilai <i>loss</i> (<i>loss value</i>) vs pembaharuan nilai bobot jaringan (<i>parameter value</i>) (Chollet, 2017)..... | 54 |
| Gambar 3.22 | Penerapan algoritma <i>Stochastic Gradient Descent</i> dan <i>Momentum</i> untuk menemukan titik minimum lokal dan titik minimum global pada nilai <i>loss</i> (Chollet, 2017)..... | 55 |
| Gambar 4.1 | Diagram alir penelitian..... | 69 |
| Gambar 5.1 | Contoh anotasi gambar sayatan tipis petrografi terhadap sampel 120313 TO3H(1) pada kenampakan XPL..... | 72 |
| Gambar 5.2 | Contoh pemberian <i>ground-truth label</i> pada Set Data 1 terhadap sampel 120313 TO3H(2) pada kenampakan PPL (atas) dan XPL (bawah)..... | 73 |
| Gambar 5.3 | Contoh pemberian <i>ground-truth label</i> pada Set Data 2 terhadap sampel 120313 TO3H(2) pada kenampakan PPL (atas) dan XPL (bawah)..... | 74 |
| Gambar 5.4 | Grafik hasil <i>training</i> Model A, Model B, Model C, dan Model D..... | 80 |
| Gambar 5.5 | Hasil <i>inferencing</i> model A terhadap sampel II.186 pada kenampakan PPL..... | 81 |
| Gambar 5.6 | Hasil <i>inferencing</i> model A terhadap sampel II.186 pada kenampakan XPL..... | 82 |
| Gambar 5.7 | Hasil <i>inferencing</i> model A terhadap sampel II.143 | 83 |
| Gambar 5.8 | Hasil <i>inferencing</i> model A terhadap sampel II.176 pada kenampakan PPL..... | 84 |
| Gambar 5.9 | Hasil <i>inferencing</i> model A terhadap sampel II.176 pada kenampakan XPL..... | 85 |
| Gambar 5.10 | Hasil <i>inferencing</i> model B terhadap sampel II.186..... | 86 |
| Gambar 5.11 | Hasil <i>inferencing</i> model B terhadap sampel II.143 pada kenampakan PPL..... | 87 |
| Gambar 5.12 | Hasil <i>inferencing</i> model B terhadap sampel II.143 pada kenampakan XPL..... | 88 |
| Gambar 5.13 | Hasil <i>inferencing</i> model B terhadap sampel II.176..... | 89 |
| Gambar 5.14 | Hasil <i>inferencing</i> model C terhadap sampel II.186 pada kenampakan PPL..... | 90 |
| Gambar 5.15 | Hasil <i>inferencing</i> model C terhadap sampel II.186 pada kenampakan XPL..... | 91 |
| Gambar 5.16 | Hasil <i>inferencing</i> model C terhadap sampel II.143..... | 92 |
| Gambar 5.17 | Hasil <i>inferencing</i> model C terhadap sampel II.176 pada kenampakan PPL..... | 93 |
| Gambar 5.18 | Hasil <i>inferencing</i> model C terhadap sampel II.176 pada kenampakan XPL..... | 94 |
| Gambar 5.19 | Hasil <i>inferencing</i> model D terhadap sampel II.186..... | 95 |
| Gambar 5.20 | Hasil <i>inferencing</i> model D terhadap sampel II.143 pada kenampakan PPL..... | 96 |
| Gambar 5.21 | Hasil <i>inferencing</i> model D terhadap sampel II.143 pada kenampakan XPL..... | 97 |
| Gambar 5.22 | Hasil <i>inferencing</i> model D terhadap sampel II.176..... | 98 |



UNIVERSITAS
GADJAH MADA

PENERAPAN SEGMENTASI INSTANSI DENGAN ALGORITMA MASK REGION-CONVOLUTIONAL
NEURAL NETWORK (MASK R-CNN)
UNTUK IDENTIFIKASI MINERAL PLAGIOKLAS, KUARSA, ALKALI FELDSPAR, PIROKSEN, DAN
HORNBLENDE DALAM
BATUAN BEKU (STUDI KASUS DAERAH MONTERADO, KABUPATEN BENGKAYANG, PROVINSI
KALIMANTAN BARAT)
M RIDWAN IYAS, Dr. Ir. I Wayan Warmada; Nugroho Imam Setiawan, S.T., M.T., D.Sc.
Universitas Gadjah Mada, 2020 | Diunduh dari <http://etd.repository.ugm.ac.id/>

Gambar 5.23 Diagram batang nilai *Average Precision* berdasarkan jenis
pencahayaan mikroskop polarisasi..... 105



DAFTAR TABEL

| | | |
|------------|---|-----|
| Tabel 1.1 | Perbandingan penelitian terdahulu dengan rencana penelitian yang diusulkan..... | 13 |
| Tabel 3.1 | Tingkat kesalahan arsitektur ResNet-50 dan ResNet-101 (He dkk, 2017)..... | 43 |
| Tabel 3.2 | Tingkat pengaruh fitur pada mineral plagioklas, kuarsa, alkali feldspar, piroksen, dan hornblende untuk identifikasi secara <i>Computer Vision</i> (ket: putih=tidak berpengaruh, kuning=normal, coklat=berpengaruh, merah=sangat berpengaruh) (Aligholi dkk., 2015)..... | 57 |
| Tabel 4.1 | <i>Confusion Matrix</i> (Liu dan Ozsu, 2018)..... | 67 |
| Tabel 4.2 | Contoh penggunaan <i>Confusion Matrix</i> untuk perhitungan <i>Average Precision</i> terhadap nama kelas <i>ground-truth label</i> pl_xpl..... | 67 |
| Tabel 4.3 | Jadwal penelitian..... | 70 |
| Tabel 5.1 | Jumlah mineral yang dilakukan anotasi pada set data latih.... | 76 |
| Tabel 5.2 | Jumlah mineral yang dilakukan anotasi pada set data validasi..... | 77 |
| Tabel 5.3 | <i>Confusion Matrix</i> model A pada sampel II.186..... | 82 |
| Tabel 5.4 | <i>Confusion Matrix</i> model A pada sampel II.143..... | 84 |
| Tabel 5.5 | <i>Confusion Matrix</i> model A pada sampel II.176..... | 85 |
| Tabel 5.6 | <i>Confusion Matrix</i> model B pada sampel II.186..... | 86 |
| Tabel 5.7 | <i>Confusion Matrix</i> model B pada sampel II.143..... | 88 |
| Tabel 5.8 | <i>Confusion Matrix</i> model B pada sampel II.176..... | 89 |
| Tabel 5.9 | <i>Confusion Matrix</i> model C pada sampel II.186..... | 91 |
| Tabel 5.10 | <i>Confusion Matrix</i> model C pada sampel II.143..... | 92 |
| Tabel 5.11 | <i>Confusion Matrix</i> model C pada sampel II.176..... | 94 |
| Tabel 5.12 | <i>Confusion Matrix</i> model D pada sampel II.186..... | 95 |
| Tabel 5.13 | <i>Confusion Matrix</i> model D pada sampel II.143..... | 97 |
| Tabel 5.14 | <i>Confusion Matrix</i> model D pada sampel II.176..... | 98 |
| Tabel 5.15 | Total <i>Confusion Matrix</i> pada Model A..... | 99 |
| Tabel 5.16 | <i>Average Precision</i> pada Model A (dalam %)..... | 100 |
| Tabel 5.17 | Total <i>Confusion Matrix</i> pada Model B..... | 101 |
| Tabel 5.18 | <i>Average Precision</i> pada Model B (dalam %)..... | 101 |
| Tabel 5.19 | Total <i>Confusion Matrix</i> pada Model C..... | 102 |
| Tabel 5.20 | <i>Average Precision</i> pada Model C (dalam %)..... | 102 |
| Tabel 5.21 | Total <i>Confusion Matrix</i> pada Model D..... | 103 |
| Tabel 5.22 | <i>Average Precision</i> pada Model D (dalam %)..... | 103 |
| Tabel 5.23 | Total <i>Confusion Matrix</i> seluruh model <i>Deep Learning</i> | 107 |
| Tabel 5.24 | Perbandingan nilai akurasi identifikasi mineral antara peneliti terdahulu dengan studi ini..... | 108 |



UNIVERSITAS
GADJAH MADA

PENERAPAN SEGMENTASI INSTANSI DENGAN ALGORITMA MASK REGION-CONVOLUTIONAL
NEURAL NETWORK (MASK R-CNN)
UNTUK IDENTIFIKASI MINERAL PLAGIOKLAS, KUARSA, ALKALI FELDSPAR, PIROKSEN, DAN
HORNBLENDE DALAM
BATUAN BEKU (STUDI KASUS DAERAH MONTERADO, KABUPATEN BENGKAYANG, PROVINSI
KALIMANTAN BARAT)
M RIDWAN IYAS, Dr. Ir. I Wayan Warmada; Nugroho Imam Setiawan, S.T., M.T., D.Sc.

Universitas Gadjah Mada, 2020 | Diunduh dari <http://etd.repository.ugm.ac.id/>

DAFTAR PERSAMAAN

| | | |
|---------------|---|----|
| Persamaan 3.1 | <i>Xavier Initialisation</i> (Glorot dan Bengio, 2010)..... | 44 |
| Persamaan 3.2 | Ukuran <i>output</i> lapisan konvolusional (Dumoulin dan Visin, 2018)..... | 45 |
| Persamaan 3.3 | <i>Score function</i> | 46 |
| Persamaan 3.4 | Fungsi aktivasi <i>Rectified Linear Unit</i> (Goodfellow dkk., 2016)..... | 46 |
| Persamaan 3.5 | <i>Shortcut connection</i> (He dkk., 2016)..... | 49 |
| Persamaan 3.6 | <i>Cross-entropy loss</i> (Goodfellow dkk., 2016)..... | 52 |
| Persamaan 3.7 | <i>Smooth L₁-loss</i> (Goodfellow dkk., 2016)..... | 52 |
| Persamaan 3.8 | <i>Stochastic Gradient Descent</i> dan <i>Momentum</i> (Chollet, 2017)..... | 54 |
| Persamaan 4.1 | <i>Average Precision</i> (Bukharev dkk., 2018)..... | 65 |