

**KLASIFIKASI KANKER BERDASARKAN DATA RNA MENGGUNAKAN  
*ELMAN RECURRENT NEURAL NETWORK***

**SKRIPSI**



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

Disusun Oleh  
**EKA ALIFIA KUSNANTI**  
**H92218044**

**PROGRAM STUDI MATEMATIKA  
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL  
SURABAYA**

**2022**

## PERNYATAAN KEASLIAN

Saya yang bertanda tangan di bawah ini,

Nama : EKA ALIFIA KUSNANTI

NIM : H92218044

Program Studi : Matematika

Angkatan : 2018

Menyatakan bahwa saya tidak melakukan plagiat dalam penulisan skripsi saya yang berjudul "KLASIFIKASI KANKER BERDASARKAN DATA RNA MENGGUNAKAN *ELMAN RECURRENT NEURAL NETWORK*". Apabila suatu saat nanti terbukti saya melakukan tindakan plagiat, maka saya bersedia menerima sanksi yang telah ditetapkan.

Demikian pernyataan keaslian ini saya buat dengan sebenar-benarnya.

Surabaya, 12 Januari 2022

Yang menyatakan,



EKA ALIFIA KUSNANTI

NIM. H92218044

## LEMBAR PERSETUJUAN PEMBIMBING

Skripsi oleh

Nama : EKA ALIFIA KUSNANTI  
NIM : H92218044  
Judul Skripsi : KLASIFIKASI KANKER BERDASARKAN DATA RNA  
MENGGUNAKAN *ELMAN RECURRENT NEURAL  
NETWORK*

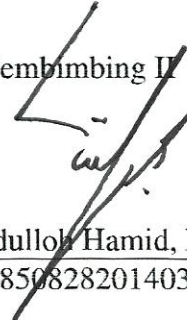
telah diperiksa dan disetujui untuk diujikan.

Pembimbing I



Dian Candra Rini Novitasari, M. Kom  
NIP. 198511242014032001

Pembimbing II



Dr. Abdulloh Hamid, M.Pd  
NIP. 198508282014031003

Mengetahui,  
Ketua Program Studi Matematika  
UIN Sunan Ampel Surabaya



Aris Fanani, M.Kom  
NIP. 198701272014031002

## PENGESAHAN TIM PENGUJI SKRIPSI


Skripsi oleh

Nama : EKA ALIFIA KUSNANTI  
NIM : H92218044  
Judul Skripsi : KLASIFIKASI KANKER BERDASARKAN DATA RNA  
MENGUNAKAN *ELMAN RECURRENT NEURAL NETWORK*

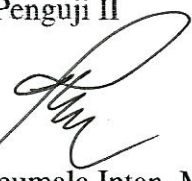
Telah dipertahankan di depan Tim Penguji  
pada tanggal 12 Januari 2022

Mengesahkan,  
Tim Penguji

Penguji I

  
Nurissaidah Ulinnuha, M. Kom  
NIP. 199011022014032004

Penguji II

  
Putroge Keumala Intan, M.Si  
NIP. 198805282018012001

Penguji III

  
Dian Candra Rini Novitasari, M. Kom  
NIP. 198511242014032001

Penguji IV

  
Dr. Abdullah Hamid, M.Pd  
NIP. 198508282014031003

Mengetahui,

Dekan Fakultas Sains dan Teknologi  
UIN Sunan Ampel Surabaya



Prof. Dr. Hj. Evi-Fatimatur Rusydiyah, M.Ag  
NIP. 197312272005012003



KEMENTERIAN AGAMA,  
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI SUNAN AMPEL SURABAYA  
PERPUSTAKAAN

Jl. Jend. A. Yani 117 Surabaya 60237 Telp. 031-8431972 Fax.031-8413300  
E-Mail: perpus@uinsby.ac.id

LEMBAR PERNYATAAN PERSETUJUAN PUBLIKASI  
KARYA ILMIAH UNTUK KEPENTINGAN AKADEMIS

Sebagai sivitas akademika UIN Sunan Ampel Surabaya, yang bertanda tangan di bawah ini, saya:

Nama : EKA ALIFIA KUSNANTI  
NIM : H92218099  
Fakultas/Jurusan : SAINTEK / MATEMATIKA  
E-mail address : ekaalifiaz@gmail.com

Demi pengembangan ilmu pengetahuan, menyetujui untuk memberikan kepada Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif atas karya ilmiah :

Sekripsi  Tesis  Desertasi  Lain-lain (.....)  
yang berjudul :

KLASIFIKASI KANKER BERDASARAKAN DATA  
RNA MENGGUNAKAN ELMAN RECURRENT  
NEURAL NETWORK

beserta perangkat yang diperlukan (bila ada). Dengan Hak Bebas Royalti Non-Eksklusif ini Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya berhak menyimpan, mengalih-media/format-kan, mengelolanya dalam bentuk pangkalan data (database), mendistribusikannya, dan menampilkan/mempublikasikannya di Internet atau media lain secara *fulltext* untuk kepentingan akademis tanpa perlu meminta ijin dari saya selama tetap mencantumkan nama saya sebagai penulis/pencipta dan atau penerbit yang bersangkutan.

Saya bersedia untuk menanggung secara pribadi, tanpa melibatkan pihak Perpustakaan UIN Sunan Ampel Surabaya, segala bentuk tuntutan hukum yang timbul atas pelanggaran Hak Cipta dalam karya ilmiah saya ini.

Demikian pernyataan ini yang saya buat dengan sebenarnya.

Surabaya, 12 Januari 2022

Penulis

( Eka Alifia Kusnanti )  
nama terang dan tanda tangan









2.10. <i>Recurrent Neural Network</i> (RNN) . . . . .	28
2.11. <i>Elman Recurrent Neural Network</i> (ERNN) . . . . .	29
2.12. <i>Confusion Matrix</i> . . . . .	34
2.13. Penyakit dan kesehatan dalam prespektif islam . . . . .	37
<b>III METODE PENELITIAN</b> . . . . .	<b>40</b>
3.1. Jenis Penelitian . . . . .	40
3.2. Jenis dan Sumber Data . . . . .	40
3.3. Kerangka Penelitian . . . . .	41
<b>IV HASIL DAN PEMBAHASAN</b> . . . . .	<b>44</b>
4.1. <i>Preprocessing</i> . . . . .	44
4.2. Pelatihan dan Pengujian Model . . . . .	49
4.3. Evaluasi Model . . . . .	62
4.4. Aplikasi Klasifikasi Kanker . . . . .	69
4.5. Integrasi Keislaman . . . . .	73
<b>V PENUTUP</b> . . . . .	<b>77</b>
5.1. Kesimpulan . . . . .	77
5.2. Saran . . . . .	77
<b>DAFTAR PUSTAKA</b> . . . . .	<b>78</b>

















penyebab adanya suatu penyakit yaitu karena terdapat kekacauan yang ada pada gen. Hal dasar dalam genetika yaitu pemantauan dari ekspresi gen itu sendiri, yaitu dengan mengukur dari mRNA. Data genom makhluk hidup seperti RNA ini, didapatkan melalui teknik Whole Genome Sequencing (WGS) menggunakan komputasi dan algoritme kompleks yang disebut bioinformatika. Pengurutan asam ribonukleat (RNA-Seq) mengukur tingkat ekspresi beberapa transkrip secara bersamaan. Pembacaan dapat berupa gen, ekson, atau wilayah minat lainnya. Berbagai alat komputasi telah dikembangkan untuk mempelajari patogen atau virus dari data RNA-Seq dengan mengklasifikasikannya menurut atribut dalam beberapa kelas yang telah ditentukan. Pengembangan model klasifikasi sangat dianjurkan untuk diagnosis dan klasifikasi penyakit, pemantauan penyakit pada tingkat molekuler dan penelitian biomarker penyakit potensial. Kemajuan dalam bioinformatika ini, bersama dengan perkembangan dalam klasifikasi berbasis pembelajaran mesin, akan menyediakan suatu alat yang kuat untuk klasifikasi informasi transkriptom yang tersedia melalui data RNA-Seq (Jabeen et al., 2018).

Dalam dunia komputasi terdapat istilah *Artificial Intelligence* atau kecerdasan buatan yaitu berbagai macam metode dan algoritma yang bekerja berdasarkan kecerdasan mesin dan memiliki banyak aplikasi di berbagai bidang ilmu, termasuk teori dan aplikasi logika fuzzy, buatan teknik kecerdasan dan sosiologi, penilaian risiko dan identifikasi bahaya, pembelajaran mesin, dan algoritma meta-heuristik dan teknik pengelompokan (Pirouz et al., 2020). Dengan kemajuan kecerdasan buatan dalam diagnostik medis, konsep yang digunakan dalam pembelajaran mesin yaitu di mana apa yang disebut pembelajar ansambel menggunakan seperangkat pengklasifikasi yang berbeda beda guna menghasilkan klasifikasi yang lebih tepat daripada pengklasifikasi tunggal (Hekler et al., 2019).

Salah satu metode pada kecerdasan buatan yaitu metode jaringan saraf tiruan. Arsitektur yang terdapat pada jaringan saraf tiruan sangat beragam yang digunakan sesuai dengan kebutuhan rancangan dalam suatu aplikasi. Jaringan pada metode *Elman Recurrent Neural Network* (ERNN) sering disebut dengan jaringan *recurrent* yang bersifat parsial karena pada jaringan ini umumnya hanya memiliki koneksi yang hanya berbentuk *feed forward*. Jaringan *Simple recurrent network* mempunyai bentuk arsitektur yang hampir sama dengan jaringan *recurrent spacemodel* dengan *hidden layer* yang bersifat non linear tanpa adanya *unit delay*. Dalam jaringan *recurrent* terdapat sebanyak dua buah input, yaitu input sebenarnya dan *contextual input*. Proses jalannya iterasi jauh lebih cepat karena adanya *feedback*, sehingga pembaruan parameter serta konvergensi juga menjadi lebih cepat (Singh et al., 2018). Pada penelitian sebelumnya yang pernah mengklasifikasikan kanker berdasarkan data RNA menggunakan *preprocessing* normalisasi menghasilkan akurasi yang bagus dengan menggunakan 11 kelas menghasilkan akurasi 96.70% pada test dataset (Zhao et al., 2019).

Klasifikasi kanker menggunakan data RNA telah dilakukan oleh beberapa peneliti, diantaranya yaitu Ho Sun Shon dkk menggunakan metode *Convolutional Neural Network* (CNN) dengan permasalahan kanker lambung yang menghasilkan yang menghasilkan nilai akurasi sebesar 95.96% (Shon et al., 2019). Peneliti lain yaitu Joseph M. de Guia dkk dengan penelitiannya yang mengklasifikasikan kanker dengan metode *DeepGx* mendapatkan nilai akurasi 95.65% untuk data 33 kelas (Joseph et al., 2019). Peneliti lain yang melakukan klasifikasi kanker adalah Murtada K. Elbashir dkk tentang implementasi algoritma CNN untuk klasifikasi kanker payudara menggunakan data RNA dengan hasil akurasi 98.76% (Elbashir et al., 2019). Klasifikasi kanker menggunakan data RNA menghasilkan akurasi

yang cukup baik dengan metode *Neural Network*.

Dalam permasalahan lain terdapat peneliti yang menggunakan ERNN untuk klasifikasi yaitu S. Ramkumar, J dkk mengklasifikasikan Eog Signal menghasilkan rata-rata akurasi 91% dan 93.57% (Thilagaraj et al., 2021). Sedangkan peneliti Wildan Kurniadi dan Irfan Maliki menggunakan metode ERNN untuk klasifikasi *Speech Recognition* menghasilkan akurasi terbaik 83.88% (Kurniadi and Maliki, 2018). Peneliti lain dengan permasalahan Financial menggunakan data berpola mengaplikasikan Elman Recurrent Random Neural Network serta forecasting model BPNN, STNN, ERNN, dan ST-ERNN. Pada ERNN menghasilkan MAPE terkecil sebesar 0.5191 (Wang et al., 2016). Selanjutnya peneliti Prisca Deviani Pakan dengan permasalahan kanker menggunakan data mikro array dengan 10 kelas menghasilkan MSE mencapai 0.15 (Pakan, 2019). Pada penelitian terdahulu yang telah disebutkan menghasilkan nilai akurasi yang cukup bagus menggunakan metode ERNN pada permasalahan klasifikasi sehingga metode ini cocok digunakan untuk kasus klasifikasi kanker.

Berdasarkan ulasan berbagai penelitian mengenai permasalahan klasifikasi kanker menggunakan data RNA dan kelebihan metode ERNN untuk klasifikasi. Maka dalam penelitian ini akan dilakukan klasifikasi kanker berdasarkan data RNA menggunakan metode ERNN agar dapat membantu mengklasifikasi kanker dengan baik dan mendapatkan nilai akurasi yang bisa diperhitungkan sehingga dapat digunakan untuk diagnosa dini penyakit kanker yang selanjutnya dapat di evaluasi lebih lanjut dengan pemeriksaan yang lainnya.













## 2.2. Kanker Paru-paru

Kanker paru-paru termasuk penyakit ganas yang banyak ditemukan hampir di seluruh belahan dunia serta merupakan penyebab utama alasan kematian akibat penyakit keganasan. Ketika tahun 2015, American Cancer Society menyatakan jika kanker paru menjadi kasus nomor 2 paling banyak untuk penyakit dengan keganasan di mana nomor satu yaitu kanker prostat yang terjadi terhadap pria serta kanker payudara terhadap wanita (Husen et al., 2016). Dengan kasus kematian karena keganasan, kanker paru-paru ini berada pada urutan pertama baik terjadi terhadap pria ataupun wanita. Kanker paru-paru juga menduduki urutan nomor 6 dalam penderita sejumlah 4.9%. Faktor penyebab penyakit kanker paru-paru yaitu seorang perokok aktif maupun pasif, terdapat faktor lain juga seperti polusi udara yang kotor dan lingkungan kerja yang buruk (Prasetio and Susanti, 2019).

Penyakit kanker paru-paru ini juga sering kali ditemukan pada pasien yang tidak merokok, hal tersebut terjadi pada orang yang terpapar bahan kimia yang berbahaya atau bisa jadi seseorang yang menghirup asap rokok dari orang di sekitarnya, kondisi seperti itu biasa disebut perokok pasif. Upaya mengobati penyakit kanker paru-paru ini jika masih dalam tahap stadium awal maka keberhasilannya akan tinggi, namun apabila kanker paru-paru masih dalam tingkat stadium awal, tidak ada gejala yang ditimbulkan. Beberapa gejala umum pada penderita kanker paru-paru antara lain batuk yang kronis atau bahkan hingga mengeluarkan darah, berat badan penderita akan turun secara drastis, terasa nyeri pada bagian dada dan tulang juga disertai rasa sesak nafas. Beberapa faktor yang bisa menjadi penyebab adanya kanker paru-paru antara lain terdapat salah satu keturunan keluarga yang menderita kanker paru, daerah tempat tinggal atau lingkungan tempat bekerja yang tidak sehat dengan udara yang tercemar zat

berbahaya atau bisa jadi adanya polusi udara yang kotor, dan pernah melakukan radioterapi udara, serta pernah menjalani radioterapi udara (Priyanti, 2021).

Penyakit kanker dapat dideteksi dengan berbagai cara, salah satunya yaitu menggunakan *citra digital*, data patologi, dan data vektor RNA. Pengolahan citra digital saat ini digunakan dalam berbagai bidang riset. Teknologi CT Scan dikembangkan melalui proses pemindaian setiap lapisan-lapisan jaringan tubuh dari berbagai arah dengan menggunakan radiasi sinar X. Hasil dari pemindaian dengan menggunakan teknologi ini disebut sebagai citra X-ray Maulida et al. (2013). Sedangkan data RNA-Seq dengan mengklasifikasikannya menurut atribut dalam beberapa kelas yang telah ditentukan. Namun, alat komputasi dan pendekatan untuk menganalisis kumpulan data yang kompleks masih kurang. Pengembangan model klasifikasi sangat dianjurkan untuk diagnosis dan klasifikasi penyakit, pemantauan penyakit pada tingkat molekuler dan penelitian biomarker penyakit potensial. Dalam bab ini, kami membahas berbagai pendekatan pembelajaran mesin untuk klasifikasi data RNA-Seq dan implementasinya. Kemajuan dalam bioinformatika ini, bersama dengan perkembangan dalam klasifikasi berbasis pembelajaran mesin, akan menyediakan kotak peralatan yang kuat untuk klasifikasi informasi transkriptom yang tersedia melalui data RNA-Seq (Jabeen et al., 2018).









## 2.7. Jaringan Saraf Tiruan

Jaringan Saraf Tiruan (JST) yaitu salah satu metode dalam kecerdasan buatan yang diaplikasikan untuk mengolah suatu informasi, prinsip kerja dari metode ini mirip dengan jaringan saraf yang ada pada manusia. Manusia memiliki suatu jaringan saraf yang terdiri dari sel dengan jumlah yang banyak dan dinamakan dengan neuron. Jaringan saaraf tiruan juga sering disebut dengan *neural network* (NN) yaitu suatu sistem yang memproses suatu informasi dengan karakteristik yang hampir sama dengan jaringan saraf biologis. NN dibentuk sebagai model generalisasi matematis jaringan saraf biologis dengan perumpamaan berikut:

1. Proses pengolahan suatu informasi akan dilakukan dengan elemen sederhana yang dinamakan neuron dengan jumlah yang banyak.
2. Sinyal yang dikirim oleh neuron satu dengan neuron lainnya dihubungkan melalui sebuah tautan.
3. Tiap link antar neuron mempunyai nilai bobot yang fungsinya untuk mengukur kuat atau lemahnya suatu sinyal (bobot positif dapat memperkuat sinyal, sedangkan bobot negatif dapat melemahkan sinyal).
4. Tiap neuron akan memanfaatkan fungsi aktivasi (biasanya yang digunakan bukan fungsi linier) ke input (besar bobot sinyal input) untuk menentukan sinyal output (Walid, 2019).

Di dalam neuron memiliki 3 elemen utama yang bisa disamakan dengan jaringan saraf tiruan adalah soma, akson dan dendrit. Dalam jaringan saraf tiruan istilah neuron juga disebut sebagai node atau unit. Tiap node akan diasosiasikan































































Tabel 4.6 Data ke-1 proses *training*

$x_1$	$x_2$	$x_3$	$x_4$	...	$x_{971}$
0.0117	0.0025	0.0030	0.0088	...	0.0023

Menghitung nilai net dari *hidden layer* I menggunakan Persamaan 2.4.

$$\begin{aligned}
 y_{h1} &= \sum_i^n x_i(t)v_{ij} \\
 &= (x_1v_{11}) + (x_2v_{12}) + (x_3v_{13}) + \dots + (x_{971}v_{1971}) \\
 &= (0.0117 \times 0.5523) + (0.0025 \times 0.7347) + (0.0030 \times 0.5783) \\
 &\quad + \dots + (0.0023 \times 0.4104) \\
 &= 0.0065 + 0.0018 + 0.0017 + \dots + (9.5802 \times 10^{-4}) \\
 &= 4.1092
 \end{aligned}$$

Nilai dari  $y_h$  ini di *copy* dari *hidden layer* menuju ke *context layer* menjadi  $y_h(t - 1)$  karena pada perhitungan pertama *context layer* masih belum memiliki nilai dari *hidden layer* pada perhitungan sebelumnya. Selanjutnya nilai  $y_h(t - 1)$  dihitung dengan bobot awal dari *context layer* menuju *hidden layer* menggunakan nilai bobot  $v$  awal dari *input layer* ke *hidden layer*, sehingga pada perhitungan pertama ini ukurannya menyesuaikan bobot yang digunakan dan menggunakan  $y_h$  *node* ke-1 pada setiap nilai  $y_h(t - 1)$ . Hal tersebut juga dilakukan pada *node* lain pada perhitungan awal. Pada perhitungan selanjutnya *context layer* sudah memiliki nilai yang di *copy* dari *hidden layer* sehingga ukuran  $y_h(t - 1)$  sama dengan banyak *node* yang digunakan pada *hidden layer* dengan ukuran bobot yang menyesuaikan banyak *node* nya. Pada perhitungan pertama didapatkan hasil net















**Tabel 4.9 Hasil  $\delta_j$** 

$\delta_j$	Hasil
1	$2.9188 \times 10^{-9}$
2	$1.4129 \times 10^{-9}$
3	$2.0329 \times 10^{-9}$
4	$1.4481 \times 10^{-11}$
5	$3.0086 \times 10^{-9}$
$\vdots$	$\vdots$
50	$1.5317 \times 10^{-9}$

Setelah di dapatkan hasil tersebut, hitung koreksi bobot  $v$ , yaitu bobot antara *hidden layer* I dan *hidden layer* menggunakan learning rate.

$$\begin{aligned}\Delta v_{11} &= 0.1 \times 2.9188 \times 10^{-9} \\ &= 2.9188 \times 10^{-10}\end{aligned}$$

Sehingga didapatkan koreksi bobot yang ditunjukkan pada Tabel 4.10

**Tabel 4.10 Perbaikan bobot  $v$** 

	$v_1$	$v_2$	$v_3$	$v_4$	...	$v_{50}$
1	$2.9188 \times 10^{-10}$	$1.4129 \times 10^{-10}$	$2.0321 \times 10^{-10}$	$1.4481 \times 10^{-12}$	...	$1.5317 \times 10^{-10}$
2	$2.9188 \times 10^{-10}$	$1.4129 \times 10^{-10}$	$2.0321 \times 10^{-10}$	$1.4481 \times 10^{-12}$	...	$1.5317 \times 10^{-10}$
3	$2.9188 \times 10^{-10}$	$1.4129 \times 10^{-10}$	$2.0321 \times 10^{-10}$	$1.4481 \times 10^{-12}$	...	$1.5317 \times 10^{-10}$
4	$2.9188 \times 10^{-10}$	$1.4129 \times 10^{-10}$	$2.0321 \times 10^{-10}$	$1.4481 \times 10^{-12}$	...	$1.5317 \times 10^{-10}$
$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\ddots$	$\vdots$
20	$2.9188 \times 10^{-10}$	$1.4129 \times 10^{-10}$	$2.0321 \times 10^{-10}$	$1.4481 \times 10^{-12}$	...	$1.5317 \times 10^{-10}$



**Tabel 4.12** Perbaikan bias *hidden layer* I menuju *hidden layer* II

	w baru
1	0.8194
2	0.3966
3	0.5705
4	0.0041
⋮	⋮
50	0.4300

Hasil pembaruan bobot  $v$ , yaitu bobot antara *hidden layer* I dan *hidden layer* II ditunjukkan pada Tabel 4.13

**Tabel 4.13** Perbaikan bobot  $v$ 

	$v_1$	$v_2$	$v_3$	$v_4$	...	$v_{50}$
1	1.0222	0.4431	0.0635	1.5969	...	0.3393
2	1.5808	0.9021	0.0149	1.6301	...	0.5659
3	0.1297	0.9302	0.3301	0.9751	...	0.4795
4	1.9822	1.3290	0.2065	0.3793	...	0.9589
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
20	0.0142	0.0104	0.0027	0.7592	...	0.9864

Nilai bobot akan terus diperbarui hingga mendapatkan bobot yang optimal atau sudah mencapai maksimum epoch. Proses perhitungan ERNN ini akan diaplikasikan untuk klasifikasi kanker berdasarkan RNA dengan sebanyak 1846 data. Setelah dilakukan pelatihan, akan dilakukan tahap pengujian. ERNN diuji coba dengan parameter *learning rate*, pembagian data, dan jumlah node pada *hidden layer*.













$$\begin{aligned}
 \text{Spesifisitas} &= \frac{\sum \frac{TN}{TN+FP}}{n} \times 100\% \\
 &= \frac{\frac{197}{197+0} + \frac{265}{265+3} + \frac{332}{332+0} + \frac{310}{310+0}}{4} \times 100\% \\
 &= 99.72\% \\
 \text{Sensitivitas} &= \frac{\sum \frac{TP}{TP+FN}}{n} \times 100\% \\
 &= \frac{\frac{170}{170+2} + \frac{101}{101+0} + \frac{36}{36+1} + \frac{59}{59+0}}{4} \times 100\% \\
 &= 99.03\% \\
 \text{Akurasi} &= \frac{TP_{all}}{n_{all}} \times 100\% \\
 &= \frac{170 + 101 + 36 + 59}{369} \times 100\% \\
 &= 99.19\%
 \end{aligned}$$

Berdasarkan hasil spesifisitas, sensitifitas, dan akurasi tersebut menunjukkan metode ERNN dapat mengklasifikasikan kanker dengan baik menggunakan data RNA. Jika di lihat hasil *confusion matrix* hanya terdapat tiga data yang salah kasifikasi yaitu dua data kanker payudara dan satu data kanker paru-paru. Ketiga data tersebut terklasifikasi ke dalam kelas kanker ginjal. Hal tersebut menunjukkan bahwa Hasil klasifikasi cenderung ke kelas kanker ginjal. Berikut visualisasi data RNA kelas kanker payudara yang terklasifikasi kanker ginjal ditunjukkan pada Gambar 4.7.



























- Christiyawati, M. D., Yatmihatun, S., and Sumanto, S. (2016). Metode Terapi Hipnopunktur (Hipnoterapi Dan Terapi Akupunktur) Untuk Peningkatan Kualitas Hidup Pasien Kanker Rahim Pasca Kemoterapi Di Kota Surakarta. *Jurnal Keterampilan Fisik*, 1(1):9–14.
- Dhahri, H. (2020). Biogeography-Based Optimization for Weight Optimization in Elman Neural Network Compared with Meta-Heuristics Methods. *BRAIN. Broad Research in Artificial Intelligence and Neuroscience*, 11(2):82–103.
- Ekici, S. and Jawzal, H. (2020). Breast cancer diagnosis using thermography and convolutional neural networks. *Medical hypotheses*, 137:109542.
- Elbashir, M. K., Ezz, M., Mohammed, M., and Saloum, S. S. (2019). Lightweight convolutional neural network for breast cancer classification using RNA-seq gene expression data. *IEEE Access*, 7:185338–185348.
- Gunawan, B., Sastypratiwi, H., and Pratama, E. E. (2018). Sistem Analisis Sentimen pada Ulasan Produk Menggunakan Metode Naive Bayes. *JEPIN (Jurnal Edukasi dan Penelitian Informatika)*, 4(2):113–118.
- Harlianto, D., Mardiyati, S., Lestari, D., Zili, A. H., and Devila, S. (2020). Indonesia tuberculosis morbidity rate forecasting using recurrent neural network. In *AIP Conference Proceedings*, volume 2242, page 30006. AIP Publishing LLC.
- Hekler, A., Utikal, J. S., Enk, A. H., Hauschild, A., Weichenthal, M., Maron, R. C., Berking, C., Haferkamp, S., Klode, J., and Schadendorf, D. (2019). Superior skin cancer classification by the combination of human and artificial intelligence. *European Journal of Cancer*, 120:114–121.
- Hendry, M. A., Gumanof, M. I., Mulya, F. R., and Meidelfi, D. (2021). Sistem

- Pakar Penyakit Ginjal Berbasis Web. *Inspiration: Jurnal Teknologi Informasi dan Komunikasi*, 11(1):80–88.
- Husen, A., Suharti, C., and Hardian, H. (2016). Hubungan Antara Derajat Nyeri Dengan Tingkat Kualitas Hidup Pasien Kanker Paru Yang Menjalani Kemoterapi. *Diponegoro Medical Journal (Jurnal Kedokteran Diponegoro)*, 5(4):545–557.
- Jabeen, A., Ahmad, N., and Raza, K. (2018). Machine learning-based state-of-the-art methods for the classification of rna-seq data. In *Classification in BioApps*, pages 133–172. Springer.
- Joseph, M., Devaraj, M., and Leung, C. K. (2019). DeepGx: deep learning using gene expression for cancer classification. In *2019 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining (ASONAM)*, pages 913–920. IEEE.
- Kurniadi, W. and Maliki, I. (2018). Speech Recognition Menggunakan Elman Recurrent Neural Network Untuk Kata Dalam Bahasa Indonesia.
- Lesnussa, Y. A., Latuconsina, S., and Persulesy, E. R. (2015). Aplikasi Jaringan Saraf Tiruan Backpropagation untuk Memprediksi Prestasi Siswa SMA (Studi kasus: Prediksi Prestasi Siswa SMAN 4 Ambon). *Jurnal Matematika Integratif, ISSN*, pages 1412–6184.
- Maulida, N., Paramitha, D. F., Sukarno, E. A., and Arifin, A. Z. (2013). Klasifikasi Kanker Paru-Paru Menggunakan Pengolahan Citra. *J. Tek. Pomits*, 2(1).
- Melisa, J., Monoarfa, A., and Tjandra, F. (2016). Profil penderita karsinoma sel ginjal (renal cell carcinoma) di RSUP Prof. Dr. RD Kandou Manado periode 2013-2015. *e-CliniC*, 4(2).



- Pakan, P. D. (2019). Klasifikasi Data Kanker Berdasarkan Mikro Array Gen Menggunakan Jaringan Syaraf Tiruan. *Jurnal Ilmiah Flash*, 5(1).
- Pirouz, B., Shaffiee Haghshenas, S., Shaffiee Haghshenas, S., and Piro, P. (2020). Investigating a serious challenge in the sustainable development process: analysis of confirmed cases of COVID-19 (new type of coronavirus) through a binary classification using artificial intelligence and regression analysis. *Sustainability*, 12(6):2427.
- Pradana, A. C., Adiwijaya, A., and Aditsania, A. (2018). Implementasi Algoritma Binary Particle Swarm Optimization (BPSO) dan C4. 5 Decision Tree untuk Deteksi Kanker Berdasarkan Klasifikasi Microarray Data. *eProceedings of Engineering*, 5(3).
- Prasetio, R. T. and Susanti, S. (2019). Prediksi Harapan Hidup Pasien Kanker Paru Pasca Operasi Bedah Toraks Menggunakan Boosted k-Nearest Neighbor. *Jurnal Responsif: Riset Sains & Informatika*, 1(1):64–69.
- Priyanti, E. (2021). Penerapan Algoritma Neural Network untuk Klasifikasi Kanker Paru. *Bianglala Informatika*, 9(1):56–60.
- Putri, D. R., Adiwijaya, A., and Sibaroni, Y. (2020). Deteksi Kanker Berdasarkan Klasifikasi Data Microarray Menggunakan Least Absolute Shrinkage and Selection Operator dan Functional Link Neural Network. *Jurnal Media Informatika BUDIDARMA*, 4(4):947–954.
- Radjabaycolle, J. (2020). Prediksi Indeks Harga Konsumen (IHK) Kota Ambon Menggunakan Elman Recurrent Neural Network (ERNN). *Tensor: Pure and Applied Mathematics Journal*, 1(2):65–75.

- RASMI, R. P. (2020). Peningkatan Hasil Diagnosis Kanker Payudara dari Hasil Citra Mammogram Menggunakan Metode Ekstraksi Ciri dan Klasifikasi.
- Rusamsi, S. R., Adiwijaya, A., and Rohmawati, A. A. (2018). Deteksi Kanker Berdasarkan Klasifikasi Microarray Data Menggunakan Wavelet Transform Dan Backpropagation Termodifikasi Dengan Conjugate Gradient Fletcher Reeves. *eProceedings of Engineering*, 5(1).
- Saputra, P. A., Rafdhi, F., and Bernadisman, D. (2020). Sistem Pakar Diagnosa Penyakit Kanker Rahim dengan Metode Forward Chaining. *Jurnal Visualika*, 6(1):64–74.
- Shodiq, S. (2020). Penanganan Covid-19 Dalam Pendekatan Kaidah Fikih dan Ushul Fikih (Analisis Kebijakan Pembatasan Sosial Berskala Besar Dibidang Keagamaan). *Al-Adalah: Jurnal Hukum dan Politik Islam*, 5(2):113–134.
- Shon, H. S., Yi, Y., Kim, K. O., Cha, E.-J., and Kim, K.-A. (2019). Classification of stomach cancer gene expression data using CNN algorithm of deep learning. *Journal of Biomedical and Translational Research (JBTR)*, 20(1):15–20.
- Singh, S., Pandey, S. K., Pawar, U., and Janghel, R. R. (2018). Classification of ECG arrhythmia using recurrent neural networks. *Procedia computer science*, 132:1290–1297.
- Sirait, A. M. (2009). Hubungan kontrasepsi pil dengan tumor/kanker payudara di Indonesia.
- Sudarsono, A. (2016). Jaringan Syaraf Tiruan Untuk Memprediksi Laju Pertumbuhan Penduduk Menggunakan Metode Backpropagation (Studi Kasus Di Kota Bengkulu). *Jurnal Media Infotama*, 12(1).

- Syarifudin, M. A. (2021). Klasifikasi kanker berdasarkan data RNA menggunakan Dilated Convolutional Neural Network.
- Thilagaraj, M., Arunkumar, N., Ramkumar, S., and Hariharasitaraman, S. (2021). Electrooculogram signal identification for elderly disabled using Elman network. *Microprocessors and Microsystems*, 82:103811.
- Walid, W. (2019). Peramalan Penjualan Harga Saham PT Bank Rakyat (Persero) Tbk BBRI Indonesia dengan Menggunakan Recurren Neural Nerwork (RNN). In *PRISMA, Prosiding Seminar Nasional Matematika*, volume 2, pages 139–147.
- Wang, J., Wang, J., Fang, W., and Niu, H. (2016). Financial time series prediction using elman recurrent random neural networks. *Computational intelligence and neuroscience*, 2016.
- Wang, Y., Wang, L., Yang, F., Di, W., and Chang, Q. (2021). Advantages of direct input-to-output connections in neural networks: The Elman network for stock index forecasting. *Information Sciences*, 547:1066–1079.
- Warto, W. (2019). Ibadah dan Kesehatan dalam Perspektif Islam dan Sains. *Rausyan Fikr: Jurnal Pemikiran dan Pencerahan*, 15(2).
- Xu, J., Zhang, Y., and Miao, D. (2020). Three-way confusion matrix for classification: A measure driven view. *Information sciences*, 507:772–794.
- Zhang, T., Song, S., Li, S., Ma, L., Pan, S., and Han, L. (2019). Research on gas concentration prediction models based on LSTM multidimensional time series. *Energies*, 12(1):161.
- Zhao, J., Mao, X., and Chen, L. (2019). Speech emotion recognition using deep

