

Perancangan Sistem Pump-Probe Spectroscopy sebagai Metode Dalam Analisis Dinamika Elektron pada Larutan

Reynaldi Gilang Mulyawan¹, Muhammad Rivai¹ dan Isnaeni²

¹Departemen Teknik Elektro, Institut Teknologi Sepuluh Nopember (ITS)

²Pusat Penelitian Fisika-Lembaga Ilmu Pengetahuan Indonesia (PPF-LIPI), Tangerang Selatan, Banten
e-mail: muhammad_rivai@ee.its.ac.id

Abstrak—Spektrometri adalah studi dalam bidang optoelektronika yang mempelajari tentang relasi antara suatu zat dengan radiasi elektromagnetik. Namun, berbagai metode spektroskopi seperti UV-Vis maupun Raman Spectroscopy tidak mampu untuk mendeskripsikan analisis bahan pada skala dinamika elektron yang merupakan hal yang esensial dalam menganalisis bahan semikonduktor, seperti carbon quantum dot. Dalam penelitian ini telah dibuat rancang bangun sistem pump-probe spectroscopy yang dapat memodelkan dinamika struktur elektron pada suatu zat dalam skala waktu femtosekon (10^{-15} sekon). Sistem dirancang dalam bentuk simulasi berbasis Lindbladian Master Equation dan setup eksperimen. Sistem menggunakan cahaya laser dengan panjang gelombang 1064 nm yang dikenakan pada zat uji. Laser dipisahkan menjadi dua beam menggunakan sebuah beam splitter, yakni pump dan probe. Cahaya laser pump digunakan untuk mengeksitasi zat yang diujikan, sedang cahaya laser probe digunakan untuk melakukan probing pada zat tersebut untuk ditangkap oleh photodetector. Pengaturan delay stage pada sistem akan membantu dalam menghasilkan data struktur elektron yang berubah terhadap waktu. Kemudian data diklasifikasi dengan recurrent neural network untuk memprediksi jenis bahan uji. Terdapat hasil berupa nilai absorbansi setinggi 0.3 unit absorbansi baik untuk sampel berupa larutan carbon quantum dot maupun quantum dot. Dari pengklasifikasi data didapatkan akurasi 90% untuk klasifikasi data pada sampel larutan quantum dot dan 81% untuk larutan carbon quantum dot. Hal tersebut digunakan untuk membuktikan bahwa hasil dari komputasi simulator sama dengan hasil setup eksperimen, serta pengklasifikasi yang telah dibuat dapat mencapai akurasi yang tinggi.

Kata Kunci—Lindbladian Master Equation, Optoelektronika, Recurrent Neural Network, Spektroskopi.

I. PENDAHULUAN

SPEKTROMETRI dari spektroskopi dapat digunakan untuk melakukan pengukuran subatomik [1], yang mempelajari tentang interaksi antara radiasi elektromagnetik dengan zat uji. Pada umumnya, spektroskopi kerap menggunakan cahaya, khususnya yang berasal dari laser, sebagai sumber radiasi elektromagnetik [2].

Pada skala pikosekon, laser dapat digunakan untuk mengukur absorbansi maupun emisi cahaya suatu bahan [3]. Hal tersebut masih belum dapat menjelaskan lebih lanjut tentang sifat suatu material, seperti bagaimana sifat optis dari bahan tersebut dapat dipelajari lebih lanjut daripada hanya sekadar sifat absorbansi maupun emisinya, serta perihalan lain seperti kemurnian bahan semikonduktor dan kestabilan zat kimia. Guna mengatasi hal tersebut, maka digunakanlah pulsa

laser dalam waktu skala femtosekon (10^{-15} sekon), sehingga laser ini dapat digunakan untuk memodelkan dinamika elektron dalam suatu atom.

Metode *Pump-Probe* ini merupakan metode yang paling sederhana dari semua permodelan dinamika elektron yang ada karena metode ini hanya menggunakan satu sumber laser yang berkas cahayanya dibagi menjadi dua bagian untuk eksitasi (*pump*) dan pengukuran (*probe*) dengan menggunakan *beam splitter*. Spektroskopi *Pump-Probe* diharapkan mampu untuk mempelajari zat dalam skala dinamika elektron yang dapat memiliki dampak besar terhadap analisis bahan semikonduktor dalam segi kemurnian, kestabilan zat kimia setelah melalui reaksi tertentu, serta mengembangkan akuisisi data yang baik dan benar dalam analisis zat yang diujikan.

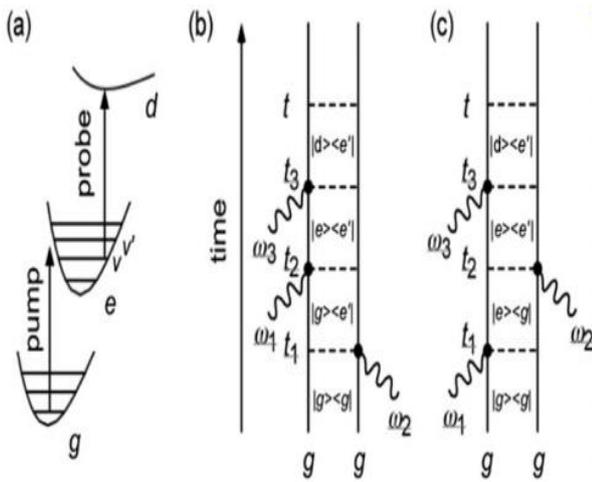
II. TINJAUAN PUSTAKA

A. *Pump-probe Spectroscopy*

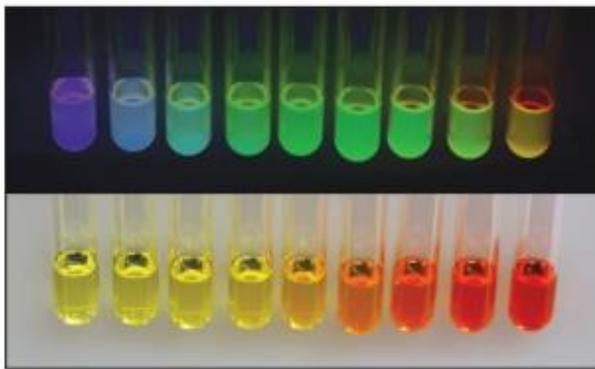
Pump-probe spectroscopy masuk ke dalam ranah optik non-linier yang mempelajari tentang sifat optis dari benda non-linier. Dalam hal tersebut, sifat optis dari sebuah material ditentukan oleh medan magnet cahaya yang datang ke dalam benda tersebut. Sebagai contoh, indeks bias dari suatu material dapat bersifat spesifik terhadap sifat dari cahaya datang [4].

Sistem *pump-probe* sendiri merupakan sistem yang dinamis [5], dikarenakan pulsa laser yang dipakai memiliki nilai delay yang berbeda. Hal ini memungkinkan pengguna dari sistem ini untuk menganalisis dinamika struktur elektron dalam suatu sampel yang beraneka ragam, dari larutan biasa, *quantum dot*, bahan semikonduktor, hingga *alloy* logam. Adapun sistem *pump-probe* ini perlu diperturbasi dari keadaan setimbang, dengan cara mendekatkan sumber laser *pump* kepada sampel agar berkas laser tersebut tiba terlebih dahulu daripada *probe*. Intensitas dari berkas laser *pump* akan selalu lebih besar daripada intensitas laser *probe* [6].

Merujuk pada gambar 1, sinyal *pump* bekerja pada tingkat dasar/ground state (*g*) pada waktu t_1 dan t_2 untuk membangkitkan *vibrational coherence* ($|e, v\rangle, \langle e, v'|$) diantara tingkat *v* dan *v'* dalam tingkat yang tereksitasi (*e*). Adapun sinyal *probe* yang di-delay pada waktu t_3 juga tiba pada tingkat elektronik selanjutnya (*d*). Jika *vibrational coherence* masih ada pada saat waktu delay $Dt = t_3 - t_2$, transmisi dari pulsa *probe* tersebut dimodulasi sesuai dengan pergerakan partikel yang koheren.



1. (a) Skema umum pengukuran pump-probe pada tiga tingkat elektronik yang berbeda, (b) menyatakan emisi pada t_1 dan absorpsi pada t_2 dan t_3 , sedangkan (c) menyatakan emisi pada t_2 dan absorpsi pada t_1 dan t_3 .



Gambar 2. Ukuran quantum dot diurutkan dari yang terkecil (warna ungu) hingga terbesar (merah).

B. Lindbladian Master Equation

Lindblad Master Equation merupakan modifikasi dari persamaan Schrödinger yang menggunakan matriks kepadatan/density matrix yang merupakan matriks yang mendefinisikan statistika keadaan dari suatu sistem kuantum. Density matrix didefinisikan sebagai berikut [7]:

$$\rho = \sum_j p_j |\phi_j\rangle\langle\phi_j| \tag{1}$$

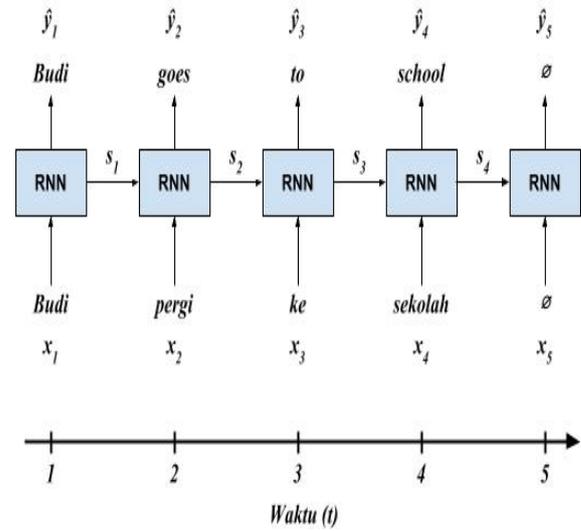
Persamaan Schrödinger sendiri merupakan persamaan diferensial parsial (PDP) yang menjelaskan tentang karakteristik evolusi suatu sistem dari suatu partikel subatomik terhadap waktu [8]:

$$i\hbar \frac{\delta|\phi\rangle}{\delta t} = H|\phi\rangle \tag{2}$$

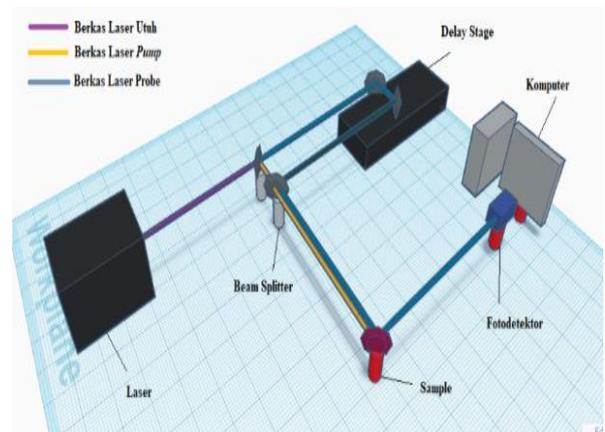
dimana H merupakan Hamiltonian, yang merupakan jumlahan energi kinetik dan potensial dari suatu sistem kuantum. Pada Lindbladian Master Equation, matriks dari fungsi gelombang/wavefunction digantikan dengan matriks kepadatan/density matrix. Sehingga persamaan (2) menjadi:

$$i\hbar \frac{\delta\rho(t)}{\delta t} = [H_{tot}, \rho_{tot}] \tag{3}$$

dimana persamaan ruas kanan merupakan operasi komutator pada Hamiltonian dan matriks kepadatan sistem kuantum, yang dijelaskan pada persamaan berikut:



Gambar 3 Diagram blok sistem RNN.



Gambar 4. Visualisasi Sistem Pump-probe Spectroscopy.

$$[H_{tot}, \rho_{tot}] = H_{tot}\rho_{tot} - \rho_{tot}H_{tot} \tag{4}$$

Lindbladian Master Equation disimulasikan menggunakan bahasa pemrograman python, dengan library Quantum Toolbox in Python (QuTiP).

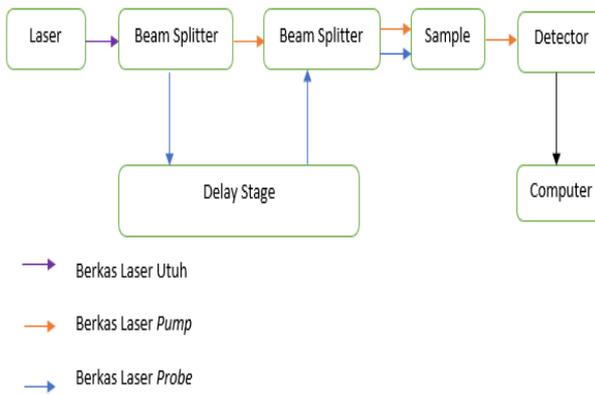
C. Quantum Dot

Quantum dot (QD) ialah sebuah bahan semikonduktor memiliki ukuran pada skala nanometer dan bereksitasi pada skala tiga dimensi yang memiliki bahan utama yaitu senyawa semikonduktor. QD memiliki sifat optis dan elektrik yang dapat diatur dengan cara mengatur ukuran dari nanopartikel QD tersebut seperti pada gambar 2, sehingga QD memiliki aplikasi yang luas dalam bidang nanoteknologi [9].

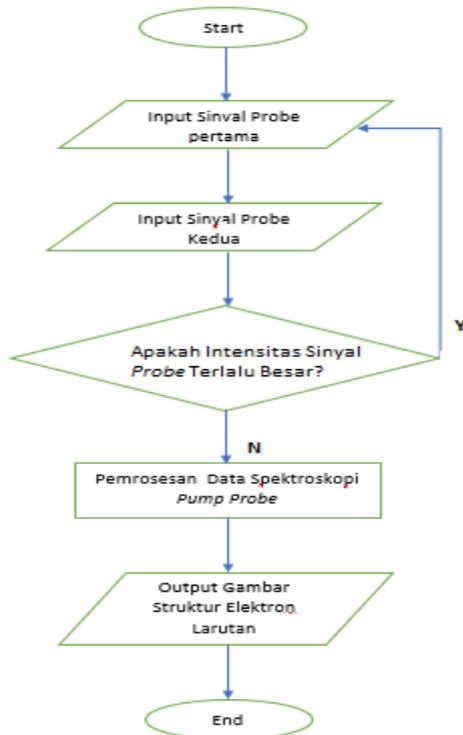
Band-gap energy merupakan lebar antara tingkat energi satu dengan yang lainnya. Pada QD, band-gap energy didefinisikan melalui persamaan Brus [10]:

$$E_{g(QD)} = E_{bulk} \frac{h^2}{8R^2} \left(\frac{1}{m_e^*} + \frac{1}{m_h^*} \right) - \frac{1.76e^2}{4\pi\epsilon_0\epsilon_r R^2} \tag{5}$$

dimana $E_{g(QD)}$ merupakan band gap energy dari bahan QD, E_{bulk} merupakan band gap energy dari bahan bulk semiconductor, h merupakan konstanta Planck, R merupakan jari-jari atom, e adalah muatan electron, ϵ_0 dan ϵ_r masing-masing merupakan permitivitas vakum dan bahan, dan m_e^* dan m_h^* masing-masing merupakan massa efektif dari eksitasi electron dan hole. Untuk mencari energi emisi bahan



Gambar 5. Blok Diagram Sistem Pump-probe Spectroscopy.



Gambar 6. Diagram Alir Keseluruhan Sistem Akuisisi Data.

QD, persamaan (5) dapat dimodifikasi sebagai berikut sesuai dengan *band-gap energy* dari bahan semikonduktor yang sesuai [11]:

$$\Delta E = E_g(R) + \frac{h^2}{8R^2} \left(\frac{1}{m_e^*} + \frac{1}{m_h^*} \right) \quad (6)$$

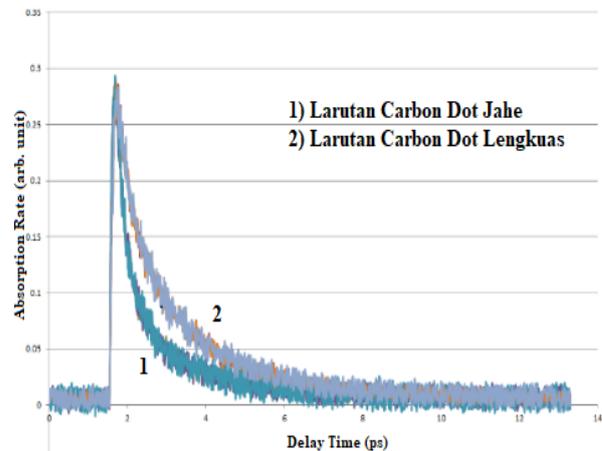
D. Recurrent Neural Network

Recurrent Neural Network merupakan arsitektur *neural network* yang ditujukan untuk mengklasifikasi data secara berulang-ulang untuk memroses input yang biasanya adalah data sekuensial seperti data *time-series*, yakni data yang berubah terhadap waktu [12]–[17]. RNN memroses input secara runtun. Dalam setiap prosesnya, output yang dihasilkan didasarkan pada pemrosesan sampel-sampel sebelumnya. Adapun pemrosesan ini juga dilakukan pada sampel setelahnya pada kasus *bidirectional RNN*. Ilustrasi algoritma RNN dapat dilihat pada gambar 3.

Input x merupakan input data *time-series*/sekuensial yang hendak diproses ke dalam RNN. Dalam sebuah sel RNN, data



Gambar 7. Visualisasi Setup Eksperimen dan Pengambilan Data.



Gambar 8. Grafik Akuisisi data sistem pump-probe spectroscopy.

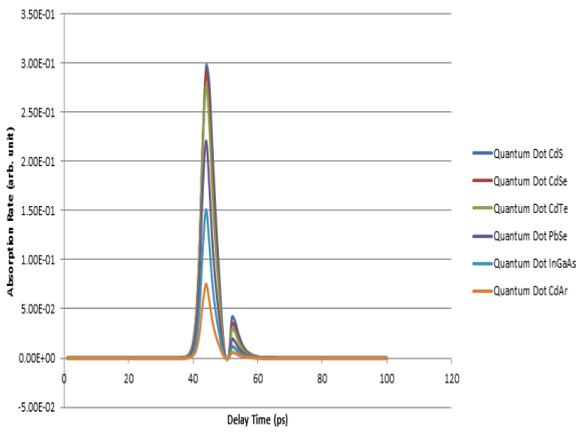
sekuensial dipecah menjadi beberapa bagian. Adapun hasil pemrosesan data dalam satu sel tersebut akan dikeluarkan sebagai output y dan umpan balik s untuk sel RNN selanjutnya. Terdapat beberapa jenis arsitektur yang populer dalam RNN, yakni LSTM/Long Short Term Memory ataupun Gated Recurrent Unit. LSTM merupakan salah satu dari arsitektur RNN yang terdiri atas sel, gerbang input, gerbang *forget* dan gerbang output .

LSTM memiliki gerbang $C(t-1)$ sebagai input data dari waktu sebelum $C(t)$ yang menjadi input untuk LSTM selanjutnya. LSTM memiliki satu gerbang bernama gerbang *forget* yang mengeluarkan angka 0 atau 1 untuk menentukan data $C(t-1)$ mana yang perlu disimpan berdasarkan input $s(t-1)$ dan $x(t)$ [17].

Untuk setiap nilai $C(t-1)$ yang dilewatkan, nilai tersebut akan diproses bersamaan dengan input s dan t yang dimasukkan ke dalam fungsi aktivasi, yang secara umum merupakan fungsi *sigmoid* ataupun *tanh*. Setelah pemrosesan tersebut, data akan dikeluarkan ke dua bagian, yakni output $C(t)$ yang dikeluarkan tanpa pemrosesan lagi seperti output $s(t)$ yang perlu diproses lagi dalam fungsi aktivasi tanah. $C(t)$ digunakan untuk input sel LSTM selanjutnya beserta dengan $s(t)$, namun nilai $s(t)$ juga digunakan sebagai output yang ditampilkan dari sistem .

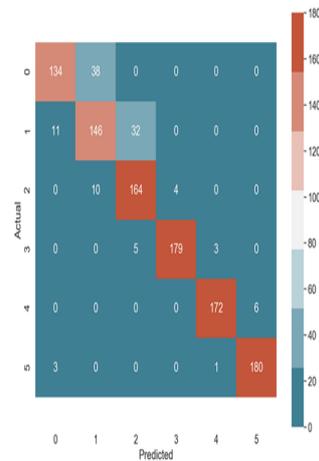
III. PERANCANGAN SISTEM

Pada bab ini dijelaskan perancangan sistem secara keseluruhan. Perangkat yang dirancang bertujuan untuk melakukan simulasi dari interaksi antara laser femtosekon



Gambar 9. Output dari simulator pump-probe spectroscopy dari berbagai jenis quantum dot.

Petunjuk Label:
 0: Cadmium Sulfate
 1: Cadmium Selenide
 2: Cadmium Telluride
 3: Lead Sulfide
 4: Indium Galium Arsenide
 5: Cadmium Arsenide



Gambar 10. Confusion matrix pada data untuk berbagai jenis quantum dot.

dengan senyawa yang dituju beserta akuisisi data dari sistem tersebut, serta klasifikasi dari data sampel yang telah didapatkan. Simulator ini pun ditunjang dengan pengambilan data eksperimental yang dilakukan di Laboratorium Femtosekon, Pusat Penelitian Fisika – LIPI, sebagai penghubung antara teori dan eksperimen sistem *pump-probe spectroscopy*.

A. Prancangan Sistem Elektronik

Sistem ini terdiri atas tiga jenis sub-sistem, yakni akuisisi data, simulator, serta klasifikasi data. Akuisisi data sendiri masuk ke dalam perancangan perangkat keras, simulator dan klasifikasi data masuk ke dalam perancangan perangkat lunak. Visualisasi dari perancangan perangkat keras serta diagram blok sistem dapat dilihat pada gambar 4 dan 5.

Pada tahap ini dilakukan perancangan perangkat keras berupa penyusunan *setup* laser pulsa skala femtosekon, yakni terdiri atas:

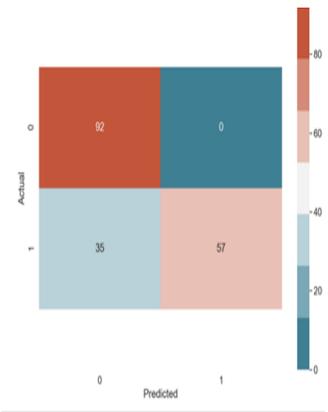
1) Laser

Sumber laser dengan pulsa pada skala femtosekon (10^{-15} s). Memiliki panjang gelombang 1064 nm.

2) Beam Splitter

Pemecah berkas laser menjadi dua bagian, yakni *pump* dan *probe*.]

Petunjuk Label:
 0: Larutan Carbon Dot Lengkuas
 1: Larutan Carbon Dot Jahe



Gambar 11. Confusion matrix pada data untuk berbagai jenis larutan carbon dot.

3) Delay Stage Newport DL125

Delay Stage Newport DL125 mengatur besar *delay* dari berkas laser *probe* dengan menggerakkan cermin pemantul menjauhi sumber laser.

4) Sampel

Bahan uji yang akan dianalisis. Sinyal *pump* dikenakan pada sampel untuk dieksitasi dan sinyal *probe* untuk menganalisis bahan tersebut.

5) Fotodetektor

Sebagai alat untuk mengakuisisi data dari berkas laser *probe* dengan menggunakan spektrofotometer MayaPRO2000.

6) Komputer

Untuk memroses data yang telah ditangkap oleh fotodetektor.

Adapun tahap ini juga meliputi *troubleshooting* bila terjadi kesalahan desain.

Sistem akuisisi data didesain menggunakan program NI LabVIEW 2018 dengan diagram alir sebagaimana ditunjukkan pada gambar 6. Akuisisi data spektrofotometer ini memiliki dua jenis sistem, yakni sistem akuisisi data spektrofotometer dan penggerak *delay stage* untuk mengatur *delay* sinar laser *probe* yang masuk.

Adapun dalam setup eksperimen ini digunakan dua jenis sampel yakni larutan *carbon dot* lengkuas dan jahe. Data diakuisisi dengan *acquisition time* sebesar 0.5 detik dan *move step* sebesar 2 mm, setara dengan pergerakan stage dari delay 0 pikosekon hingga 13 pikosekon.

B. Perancangan Simulator

Simulator dirancang dengan menggunakan library QuTiP pada Python. Pemrograman simulator dimulai dengan mengimport library yang diperlukan untuk simulasi, seperti contohnya QuTiP dan Numpy. Perlu juga mendefinisikan matriks-matriks utama, yakni matriks ground state bernama $|g\rangle$, excited state bernama $|e\rangle$, dan matriks steady state bernama $|u\rangle$ seperti pada persamaan (7) sampai (9)

$$|g\rangle = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} \tag{7}$$

$$|e\rangle = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \\ 0 \end{pmatrix} \tag{8}$$

$$|u\rangle = \begin{pmatrix} 0 \\ 0 \\ 1 \end{pmatrix} \quad (9)$$

Kemudian dari sini dapat disusun Hamiltonian dari sistem. Terdapat tiga jenis Hamiltonian, yakni Hamiltonian yang tidak terpengaruh waktu (H1) yang merupakan persamaan Brus untuk merepresentasikan energi dari larutan *quantum dot*, dan dua yang terpengaruh waktu (H2) dan (H3). Khusus untuk Hamiltonian terpengaruh waktu seperti H2 dan H3 akan dikalikan dengan koefisien bergantung waktu lainnya. Persamaan medan listrik dari laser dapat didefinisikan sebagai bentuk *Gaussian beam*.

$$E_{pump}(\tau_3, \tau_2) = \frac{E_0^2}{2\pi\sigma_a^2} e^{-\frac{(\tau_3-\tau_a)^2}{\sigma_a^2}} e^{-\frac{(\tau_3-\tau_3)^2}{\sigma_a^2}} \quad (10)$$

$$E_{probe}(\tau_2, \tau_1) = \frac{E_0^2}{2\pi\sigma_b^2} e^{-\frac{(\tau_2-\tau_b)^2}{\sigma_b^2}} e^{-\frac{(\tau_2-\tau_1)^2}{\sigma_b^2}} \quad (11)$$

Setelah semua parameter telah didefinisikan, system Hamiltonian dapat digabung menjadi satu sebelum dimasukkan ke dalam fungsi `mesolve()`.

C. Perancangan Sistem Klasifikasi Data

Pada tahap perancangan klasifikasi sistem, maka perlu mendefinisikan library yang akan dipakai, seperti `numpy`, `tensorflow`, dan `pandas`. Kemudian dengan menggunakan `pandas` kita mengambil dataset yang akan dijadikan acuan latihan dari RNN. Tahap yang selanjutnya dilakukan ialah membangun model yang diinginkan, yakni model LSTM dengan 128 layer dan dilatih sebanyak 100 dan 12000 epochs untuk data *quantum dot* dan *carbon dot*. Setelah LSTM tersebut dipasang `droupout layer` yang digunakan untuk mencegah `overfitting`.

Dense layer yang berisi masing-masing fungsi aktivasi ReLU dan Softmax. Langkah terakhir yang dapat dilakukan sebelum melakukan training adalah mengkonfigurasi `loss` yang diperlukan dengan fungsi `model.compile()`.

Visualisasi prediksi data dilakukan menggunakan *confusion matrix*, dimana perhitungan akurasi prediksi dari pengklasifikasi yang telah dilatih dapat dirumuskan sebagai:

$$\text{Akurasi} = \frac{\text{True Positive} + \text{True Negative}}{\text{Total percobaan}} \quad (12)$$

dimana *true positive* merupakan nilai di mana hasil prediksi benar sesuai dengan hasil yang benar, *true negative* adalah nilai di mana hasil prediksi salah sesuai dengan hasil yang salah.

IV. HASIL DAN ANALISIS

A. Pengujian Setup Eksperimen

Pada pengujian perangkat keras, digunakan perangkat yang tersedia di Laboratorium Femtosekon PPF LIPI. Dokumentasi dari percobaan yang telah dilakukan dapat dilihat pada gambar 7. Gambar 8 menunjukkan hasil dari data yang telah diakuisisi. Data diambil dengan perekaman spektrofotometer sekitar 0.5 sekon dan penambahan waktu *delay* dari 0 sampai 13 pikosekon. Dari gambar 8 terlihat bahwa data yang diambil dari sistem akuisisi data memiliki

karakteristik yang cukup berbeda meski memiliki jenis yang kurang lebih sama. Grafik sumbu x merupakan waktu *delay* dari sampel yang terkena laser *probe* dalam satuan pikosekon, sedangkan grafik sumbu y menandakan nilai perubahan absorbansi dari sampel yang dibuat. Terlihat bahwa larutan *carbon dot* pada lengkuas memiliki nilai absorbansi yang lebih tinggi dibandingkan dengan larutan *carbon dot* jahe. Data yang ditampilkan pada gambar 11 merupakan 7 data pertama dari 40 data yang telah diambil dari setup eksperimen, di mana masing-masing sampel terdapat 20 kali pengambilan data.

B. Pengujian Simulator

Pada tahap ini, implementasi dari persamaan 7 sampai 9 telah dilakukan. Persamaan mekanika kuantum yang telah didefinisikan secara teoretis diimplementasikan melalui fungsi yang disediakan pada *library* QuTiP dalam Jupyter Notebook

Setelah menjalankan fungsi `mesolve()` pada simulator, grafik dari hasil simulator dapat dilihat pada gambar 9 dengan cara menggunakan *library* `matplotlib` untuk keperluan penggambaran grafik.

Gambar 9 menunjukkan data yang dihasilkan dari sistem *pump-probe spectroscopy* pada suatu sampel *band gap energy* yang berbeda-beda, yakni larutan *quantum dot* CdS, CdSe, CdTe, PbSe, InGaAs, dan CdAr. Terlihat bahwa perubahan nilai *delay* mengubah grafik eksitasi dari zat tersebut, sebagaimana dari hasil eksperimen yang ditunjukkan pada gambar 8 dengan penambahan nilai absorbansi/*expectation value* dari terhadap perubahan *band gap energy*. Hal ini membuktikan bahwa simulator sistem *pump-probe spectroscopy* yang dibuat terverifikasi oleh hasil eksperimen.

C. Pengujian Sistem Klasifikasi Data

Tahap terakhir yang dilakukan dalam perancangan sistem *pump-probe spectroscopy* ialah mendesain pengklasifikasi data sistem dengan menggunakan metode pembelajaran mesin/*machine learning*. Teknik *machine learning* yang digunakan pada desain sistem ini ialah *recurrent neural network* yang ditujukan untuk mengklasifikasi data sekuensial seperti data yang berubah terhadap waktu. Training sebanyak 100 dan 12000 epoch telah dilakukan. Pada waktu tertentu pasti terjadi lonjakan pada nilai *loss* dan *accuracy* pada data, namun data tersebut cenderung berkurang semakin tingginya epoch yang digunakan dengan nilai *loss* yang dihasilkan mendekati 0%.

Akurasi dari model yang telah dilatih kemudian dimodelkan melalui *confusion matrix* yang dapat dilihat pada gambar 10 dan 11. Pada gambar 10, label yang diberikan dari angka 0 sampai 5 masing-masing merupakan jenis *quantum dot*. Pada gambar 11, 0 menandakan larutan *carbon quantum dot* lengkuas dan 1 adalah larutan *carbon quantum dot* jahe. Terlihat jelas bahwa model memiliki akurasi yang cukup tinggi, yakni 90% untuk prediksi data dari keenam jenis *quantum dot* dan 81% untuk prediksi data larutan *carbon dot* lengkuas dibandingkan jahe. Akurasi pada permodelan untuk larutan *carbon dot* tercatat lebih rendah karena adanya noise yang terdapat pada pengambilan data sample, sehingga klasifikasi data pada larutan *carbon dot* tidak setinggi klasifikasi pada data *quantum dot* dari simulasi.

V. KESIMPULAN

Dari sistem *pump probe* yang telah dibuat, dapat disimpulkan bahwa sistem *pump-probe spectroscopy* memiliki kemampuan dengan potensial yang sangat tinggi dalam memodelkan dinamika elektron pada suatu bahan. Pada hasil eksperimen didapatkan nilai absorbansi terhadap perubahan waktu delay pada dua jenis sampel dengan nilai puncak sekitar 0.35 satuan absorbansi. Hal tersebut digunakan untuk membuktikan bahwa teori serta eksperimen dari sistem *pump-probe spectroscopy* berjalan selaras, dengan hasil dari komputasi simulator mengalami fenomena yang sama dengan hasil yang didapatkan pada sampel dengan setup eksperimen, yakni terdapat pergeseran grafik dari waktu delay 40 sekon ke 60 sekon dan penambahan nilai satuan absorbansi dari 0.01 ke 0.25. Selain itu, program pengklasifikasi data sampel yang menggunakan metode RNN dapat menghasilkan model dengan akurasi yang sangat tinggi pada angka 90% pada pelatihan 100 epoch untuk larutan *quantum dot*, dengan angka loss terakhir tercatat di bawah 2% dan 81% untuk larutan *carbon dot* pada pelatihan 12000 epoch.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] M. Fushitani, "Applications of pump-probe spectroscopy," *Amu. Reports Sect. C (Physical Chem.)*, vol. 104, pp. 272–297, 2008, doi: <https://doi.org/10.1039/B703983M>.
- [2] D. J. Griffiths, *Introduction to Electrodynamics*, 4th ed. Cambridge: Cambridge University Press, 2018.
- [3] *Introduction to Laser Technology*. Hoboken, NJ: Wiley-IEEE Press, 2012.
- [4] C. Dorow, "An Introduction to the technique and applications of pump-probe spectroscopy," *Spec. Top. Pap. Phys. 211A*, pp. 1–7, 2014.
- [5] P.-T. Dong and J.-X. Cheng, "Pump – probe microscopy : theory , instrumentation , and applications," *Spectroscopy*, vol. 32, no. 4, pp. 2–11, 2017.
- [6] S. A. Miller, "Systems and Methods for Pump-Probe Spectroscopy," US 10,508,985 B2, 2019.
- [7] D. Manzano, "A short introduction to the Lindblad master equation," *AIP Adv.*, vol. 10, no. 2, pp. 1–16, 2020, doi: [10.1063/1.5115323](https://doi.org/10.1063/1.5115323).
- [8] Z. Li, J.-Y. Fang, and C. C. Martens, "Simulation of ultrafast dynamics and pump-probe spectroscopy using classical trajectories," *J. Chem. Phys.*, vol. 104, no. 18, pp. 6919–6929, 1996, doi: <https://doi.org/10.1063/1.471407>.
- [9] E. M. Boatman, G. C. Lisensky, and K. J. Nordell, "A safer, easier, faster synthesis for CdSe quantum dot nanocrystals," *J. Chem. Educ.*, vol. 82, no. 11, pp. 1697–1699, 2005, doi: [10.1021/ed082p1697](https://doi.org/10.1021/ed082p1697).
- [10] E. O. Chukwuocha, M. C. Onyeaju, and T. S. Harry, "Theoretical studies on the effect of confinement on quantum dots Using the brus equation," *Sci. Res. Publ.*, vol. 2, no. 2, pp. 96–100, 2012, doi: [DOI:10.4236/wjcm.2012.22017](https://doi.org/10.4236/wjcm.2012.22017).
- [11] S. O. Kasap, *Springer Handbook of Electronic and Photonic Material*. New York: Springer, 2006.
- [12] Z. C. Lipton, J. Berkowitz, and C. Elkan, "A critical review of recurrent neural networks for sequence learning," *arXiv Prepr. arXiv:1506.00019*, pp. 1–38, 2015, [Online]. Available: <http://arxiv.org/abs/1506.00019>.
- [13] F. Rivai, Muhammad Budiman and J. Purwanto, Djoko Simamora, "Meat freshness identification system using gas sensor array and color sensor in conjunction with neural network pattern recognition Recognition," *J. Theor. Appl. Inf. Technol.*, vol. 96, no. 12, pp. 3861–3872, 2018.
- [14] V. S. Kartika, "Spoiled Meat Classification Using Semiconductor Gas Sensors, Image Processing and Neural Network," in *International Conference on Information and Communications Technology (ICOIACT) Spoiled*, 2018, pp. 417–422, [Online]. Available: https://www.researchgate.net/publication/324956267_Spoiled_meat_classification_using_semiconductor_gas_sensors_image_processing_and_neural_network.
- [15] M. Rivai, A. Arifin, and E. I. Agustin, "Mixed Vapour Identification Using Partition Column- QCMs and Artificial Neural Network," in *International Conference on Information, Communication Technology and System (ICTS) Mixed*, 2016, pp. 172–177, doi: [10.1109/ICTS.2016.7910294](https://doi.org/10.1109/ICTS.2016.7910294).
- [16] M. A. Putra, M. Rivai, and A. Arifin, "Milk Assessment using Potentiometric and Gas Sensors in Conjunction with Neural Network," in *International Seminar on Intelligent Technology and Its Application, ISITIA 2018*, 2018, pp. 409–412, doi: [10.1109/ISITIA.2018.8710944](https://doi.org/10.1109/ISITIA.2018.8710944).
- [17] M. Rivai, Misbah, M. Attamimi, M. H. Firdaus, Tasripan, and Tukadi, "Fish Quality Recognition using Electrochemical Gas Sensor Array and Neural Network," in *International Conference on Computer Engineering, Network, and Intelligent Multimedia, CENIM 2019*, 2019, pp. 28–32, doi: [10.1109/CENIM48368.2019.8973369](https://doi.org/10.1109/CENIM48368.2019.8973369).