

Analisis Perbandingan *Quantum Machine Learning* Dalam Klasifikasi Berita Politik Fakta Dan Hoaks

DOI: <http://dx.doi.org/10.35889/jutisi.v15i2.3524>

Creative Commons License 4.0 (CC BY – NC)



Linda Kristiani Zebua^{1*}, Sunneng Sandino Berutu², Aninda Astuti³

^{1,2}Informatika, Universitas Kristen Immanuel, Yogyakarta, Indonesia

³Department of Bioinformatics and Medical Engineering, Asia University Taichung City, Taiwan

*e-mail Corresponding Author: linda.kristiani.z@mail.ukrim.ac.id

Abstract

This study analyzes the comparative performance of Quantum Machine Learning in classifying factual and hoax political news using three approaches, namely Quantum Neural Network (QNN), Quantum Support Vector Classifier (QSVC), and Hybrid Quantum Kernel with Classical SVM. News data is represented using TF-IDF and its dimensionality is reduced using Principal Component Analysis, then balanced using SMOTE. Feature transformation is carried out to the quantum domain through angle encoding, then applied to the QML model. Performance evaluation is carried out using accuracy, precision, recall, and F1-Score. The experimental results show that QSVC has the best performance with an accuracy of 0.629 and an F1-Score of 0.735, followed by QNN and Hybrid Quantum Kernel Classical SVM. This study proves that the quantum kernel-based approach is effective in classifying medium-dimensional text, while also demonstrating the potential of Quantum Machine Learning as an alternative method for classifying factual and hoax political news.

Keywords: *Quantum Machine Learning; Quantum Neural Network; Quantum Support Vector Classifier; Hybrid Quantum Kernel; News Classification*

Abstrak

Penelitian ini menganalisis perbandingan kinerja Quantum Machine Learning dalam klasifikasi berita politik fakta dan hoaks dengan menggunakan tiga pendekatan, yaitu *Quantum Neural Network* (QNN), *Quantum Support Vector Classifier* (QSVC), dan *Hybrid Quantum Kernel* dengan *Classical SVM*. Data berita direpresentasikan menggunakan TF-IDF dan direduksi dimensinya dengan *Principal Component Analysis*, kemudian diseimbangkan menggunakan SMOTE. Transformasi fitur dilakukan ke domain kuantum melalui *angle encoding*, kemudian diterapkan pada model QML. Evaluasi kinerja dilakukan menggunakan *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-Score*. Hasil eksperimen menunjukkan QSVC memiliki performa terbaik dengan *accuracy* 0,629 dan *F1-Score* 0,735, diikuti QNN dan *Hybrid Quantum Kernel Classical SVM*. Penelitian ini membuktikan bahwa pendekatan berbasis quantum kernel efektif dalam klasifikasi teks berdimensi sedang, sekaligus menunjukkan potensi *Quantum Machine Learning* sebagai alternatif metode klasifikasi berita politik fakta dan hoaks.

Kata kunci: *Quantum Machine Learning; Quantum Neural Network; Quantum Support Vector Classifier; Hybrid Quantum Kernel; Klasifikasi Berita*

1. Pendahuluan

Perkembangan media digital dan media sosial telah mengubah cara masyarakat mendapatkan dan menyebarkan informasi, terutama berita politik. Kemudahan dalam menyebarkan informasi ini tidak hanya mempercepat penyebaran berita yang benar, tetapi juga meningkatkan risiko berita hoaks menyebar secara luas. Berita politik yang merupakan hoaks dapat memengaruhi opini masyarakat, memicu perpecahan sosial, serta mengganggu kestabilan demokrasi. Oleh karena itu, upaya mendeteksi dan mengklasifikasikan berita politik yang fakta dan hoaks menjadi isu yang sangat penting dan strategis untuk diteliti, terutama dengan menggunakan pendekatan komputasi cerdas yang mampu menangani kompleksitas data teks

yang sangat rumit secara efektif[1]. Dengan semakin banyaknya berita yang dipublikasikan secara daring, proses memeriksa kebenaran informasi secara manual semakin rumit dan kurang efisien. Kondisi ini mendorong penggunaan metode otomatis berbasis machine learning untuk mendeteksi berita politik hoaks dengan cepat dan tepat. Berbagai teknik komputasi telah dikembangkan, mulai dari cara klasifikasi tradisional hingga pendekatan ensemble learning yang menggabungkan beberapa model untuk meningkatkan hasil prediksi. Pendekatan ini dinilai efektif dalam menangani berbagai gaya penulisan, struktur bahasa, serta ciri khas linguistik yang berbeda antara berita politik fakta dan hoaks, sehingga berpotensi menciptakan sistem deteksi hoaks yang lebih tepercaya dan bisa beradaptasi dengan berbagai jenis berita[2].

Pendekatan machine learning dan deep learning sudah banyak digunakan untuk mengklasifikasikan berita hoaks, dengan memakai berbagai cara mewakili teks seperti TF-IDF, Word2Vec, dan BERT yang bisa mengerti konteks. Algoritma yang dipakai juga beragam, seperti Naïve Bayes, SVM, Random Forest, CNN, dan LSTM. Meski hasilnya cukup bagus, metode-metode ini masih ada masalah dalam menangani data yang sangat banyak, data yang tidak seimbang, serta pola bahasa dalam berita politik yang rumit. Selain itu, kinerja model ini sering kali bergantung pada jumlah data pelatihan yang besar dan membutuhkan biaya komputasi yang tinggi, sehingga mendorong pengembangan pendekatan lain yang bisa mengolah data kompleks secara lebih efisien[1]. Namun, seiring dengan meningkatnya volume data yang dihasilkan setiap hari, masih terdapat kebutuhan akan metode dan algoritma yang lebih kuat, cepat, dan akurat. Selain itu, kompleksitas serta nuansa yang terkandung dalam konten berita hoaks menjadi sangat sulit untuk diidentifikasi menggunakan metode tradisional. Kondisi ini menimbulkan kebutuhan untuk mempertimbangkan pendekatan *quantum machine learning*, karena algoritma kuantum memiliki potensi untuk menemukan pola yang lebih mendalam pada data sekaligus menawarkan kompleksitas waktu yang lebih efisien. Komputasi kuantum, dan khususnya *quantum machine learning*, telah dibuktikan oleh berbagai penelitian memiliki potensi percepatan komputasi dibandingkan pendekatan konvensional[3].

Penelitian sebelumnya menunjukkan bahwa QML memiliki kemungkinan besar dalam melakukan tugas klasifikasi dengan memanfaatkan prinsip superposisi dan keterikatan kuantum. Model seperti QNN telah digunakan untuk mengklasifikasikan dua jenis data dengan menggunakan rangkaian kuantum yang bisa disesuaikan, dan terbukti mampu mempelajari pola-pola yang tidak linear pada data sederhana[4]. Selain itu, pendekatan QSVC dan QSVM yang menggunakan kernel kuantum menunjukkan ketahanan terhadap gangguan pada perangkat NISQ serta hasil yang bisa bersaing dengan metode klasik, bahkan ketika dijalankan pada perangkat kuantum sebenarnya seperti ion yang ditangkap[5].

Sesuai dengan penelitian sebelumnya, Suzuki menguji penerapan QSVM untuk tugas klasifikasi QSVC dan regresi QSVR pada komputer kuantum IonQ Harmony berbasis ion terjebak di masa NISQ. Mereka membangun QSVM menggunakan kernel kuantum berdasarkan sirkuit yang sederhana, yang relatif lebih tahan terhadap gangguan dari perangkat kuantum. Hasil eksperimen menunjukkan bahwa QSVC pada dataset kartu kredit palsu, MNIST, dan Fashion-MNIST dengan 4 qubit memiliki performa yang setara dengan simulasi tanpa noise dan SVM klasik, selama nilai alignment kernel tetap tinggi. Sementara itu, performa QSVR pada dataset keuangan dan material superkonduktor bisa meningkat dengan menerapkan pendekatan low-rank approximation dan optimasi parameter ϵ -SVR, meskipun masih kurang dari metode klasik. Hasil ini menunjukkan bahwa QSVM berpotensi digunakan dalam masalah nyata, meskipun keunggulan kuantum belum sepenuhnya tercapai[5].

Pendekatan campuran antara kuantum dan klasik juga dikembangkan dengan menggabungkan sirkuit kuantum variational sebagai pembentuk fitur dan algoritma klasik seperti SVM, sehingga mampu mengurangi jumlah parameter sekaligus tetap mempertahankan tingkat kinerja klasifikasi [6]. Meskipun begitu, sebagian besar penelitian tentang QML masih fokus pada dataset yang ukurannya kecil, data yang tidak berupa teks, atau simulasi kuantum, dan belum banyak yang membandingkan secara langsung antara QML dengan metode klasik dalam konteks klasifikasi berita politik yang mencakup fakta dan hoaks. Ini menunjukkan adanya ruang untuk penelitian lebih lanjut mengenai evaluasi empiris QML pada data teks politik dengan dimensi tinggi di lingkungan nyata[7].

Selanjutnya, Devadas dan Sowmya (2025) menekankan bahwa QML, terutama melalui quantum kernel dan QNN, memiliki kemampuan untuk menggambarkan data berdimensi tinggi dengan lebih baik dibandingkan metode yang digunakan pada masa kini. Namun, penggunaannya di masa era NISQ masih menghadapi berbagai hambatan, seperti gangguan

noise, jumlah qubit yang tidak cukup, dan masalah dalam mengembangkannya secara skala[8]. Selain itu, tantangan terkait konsistensi kinerja model dan kemampuan model untuk beradaptasi dengan berbagai situasi baru masih menjadi perhatian dalam penerapan QML secara nyata[9]. Oleh karena itu, diperlukan pengecekan secara nyata dan terstruktur serta perbandingan langsung antara QSVC, QNN, dan pendekatan hybrid menggunakan data nyata untuk menilai sejauh mana model tersebut konsisten dalam berkinerja dan mampu beradaptasi dengan data baru, yang merupakan hal utama yang diteliti dalam penelitian ini.

Berdasarkan perbedaan tersebut, penelitian ini mengusulkan untuk membandingkan beberapa metode *Quantum Machine Learning*, yaitu QNN, Quantum QSVC, dan Hybrid Quantum Kernel-Classical SVM, dalam mengklasifikasikan berita politik menjadi fakta dan hoaks. Pendekatan ini menggunakan pemetaan fitur kuantum untuk mengubah data teks dengan dimensi tinggi menjadi bentuk dalam ruang Hilbert, sehingga diharapkan mampu mengenali pola-pola nonlinier yang sulit dipahami oleh metode klasik. Keunggulan penelitian ini terletak pada evaluasi banding yang terstruktur antara berbagai model QML dan metode klasik dalam konteks berita politik, dengan fokus pada stabilitas hasil, kemampuan untuk digunakan dalam berbagai kondisi, dan pentingnya penerapan pada masa perangkat kuantum NISQ.

Dengan demikian, penelitian ini diharapkan bisa memberikan penjelasan yang lebih jelas tentang kemungkinan dan batasan *Quantum Machine Learning* sebagai alternatif dalam mendeteksi berita politik fakta dan hoaks[9]. Sesuai dengan arah penelitian ini, Suzuki et al. (2024) menunjukkan bahwa pendekatan QSVC yang menggunakan kernel kuantum dengan sirkuit sederhana mampu menghasilkan performa yang stabil dan sebanding dengan metode klasik pada perangkat kuantum NISQ, bahkan dalam kondisi bising, selama kesesuaian antara kernel ideal dan kernel yang bising tetap tinggi. Temuan ini menegaskan bahwa pemetaan fitur kuantum efektif dalam mengenali pola nonlinier pada data berdimensi tinggi serta relevan untuk aplikasi klasifikasi nyata, sehingga mendukung penggunaan QSVC dan pendekatan hybrid sebagai pilihan yang layak untuk dievaluasi secara banding dalam klasifikasi berita politik fakta dan hoaks pada era NISQ[10].

Lebih lanjut, Tomono dan Natubori (2022) menunjukkan bahwa quantum kernel SVM memiliki proses pembelajaran awal yang berbeda dari kernel klasik, terutama pada kondisi data latih yang sedikit, di mana model kuantum cenderung membentuk representasi lebih cepat dengan tingkat true positive rate TPR yang tinggi sejak awal, meskipun didampingi false positive rate FPR yang besar, lalu secara perlahan menurunkan FPR seiring bertambahnya jumlah data. Temuan ini menegaskan bahwa pemetaan fitur kuantum ke dalam ruang Hilbert memungkinkan toleransi awal dan kemampuan untuk digunakan dalam berbagai kondisi yang lebih luas dibandingkan metode klasik, sehingga relevan untuk skenario klasifikasi dengan keterbatasan data dan kompleksitas tinggi, serta memperkuat dasar evaluasi QSVC dan pendekatan hybrid dalam klasifikasi berita politik fakta dan hoaks pada era perangkat kuantum NISQ[11].

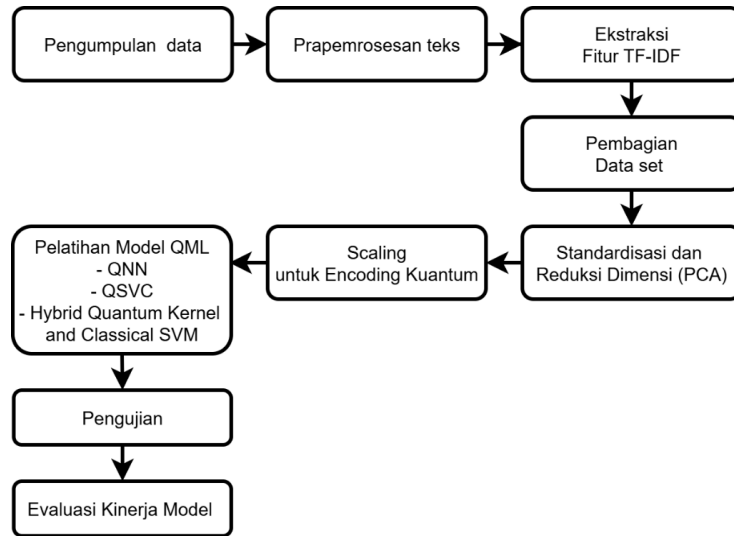
2. Metodologi

2.1 Pendekatan dan Desain Penelitian

Penelitian ini menggunakan pendekatan kuantitatif dengan desain eksperimen komputasional komparatif untuk membandingkan kinerja beberapa model QML dalam mengklasifikasikan berita hoaks dan berita fakta. Seluruh model diuji menggunakan dataset, tahapan pra-pemrosesan, representasi fitur, dan pembagian data yang sama guna memastikan perbedaan hasil hanya disebabkan oleh karakteristik algoritma. Data teks direpresentasikan menggunakan TF-IDF dan direduksi dimensinya dengan PCA agar sesuai dengan keterbatasan qubit. Data latih diseimbangkan menggunakan SMOTE. Model yang digunakan meliputi QNN, QSVC, dan model hybrid kernel kuantum dengan SVM. Evaluasi kinerja dilakukan menggunakan metrik akurasi, presisi, recall, F1-score, dan confusion matrix.

2.2 Alur Penelitian

Untuk memberikan gambaran menyeluruh mengenai tahapan penelitian, digunakan diagram alur (*flowchart*) yang menggambarkan proses penelitian mulai dari pengumpulan data hingga evaluasi dan perbandingan hasil model. Pada Gambar 1 Alur Metodologi Penelitian QML.



Gambar 1. Alur Metodologi Penelitian

2.3 Dataset dan Pembagian Data

Dataset yang digunakan dalam penelitian ini merupakan kumpulan berita berbahasa Indonesia yang diperoleh dari platform Kaggle, yaitu Indonesia News Dataset 2024 yang dikembangkan oleh sh1zuka <https://www.kaggle.com/datasets/sh1zuka/indonesia-news-dataset-2024>. Dataset ini dipilih karena bersifat terbuka, mudah diakses, serta relevan untuk penelitian klasifikasi teks dan analisis berita menggunakan pembelajaran mesin klasik maupun pembelajaran mesin kuantum, dengan cakupan berita terkini dari tahun 2024 yang merepresentasikan dinamika pemberitaan kontemporer. Dari dataset tersebut digunakan sebanyak 500 dokumen teks berita politik yang berasal dari Indonesian News Dataset dan Indonesia News Dataset 2024, dengan dua sebagai sudut rotasi pada gerbang kuantum satu qubit, khususnya gerbang RY, sehingga membentuk keadaan kuantum dalam ruang Hilbert berdimensi tinggi. Representasi kuantum tersebut selanjutnya diproses menggunakan *variational quantum circuit* (ansatz) yang terdiri dari rangkaian gerbang kuantum parametrik dan operasi entanglement antar qubit, seperti gerbang CNOT. Parameter ansatz dinyatakan sebagai bobot kuantum θ yang dioptimasi secara iteratif menggunakan algoritma optimasi klasik dalam skema hybrid quantum–classical untuk meminimalkan fungsi loss klasifikasi. Struktur ansatz dirancang dengan beberapa lapisan rotasi dan entanglement untuk kelas utama yaitu berita fakta dan berita hoaks. Skema pelabelan yang diterapkan bersifat biner, menggunakan label 0 untuk berita fakta dan 1 untuk berita hoaks, dan seluruh data diekstraksi serta disimpan ulang dalam format CSV untuk mendukung proses eksperimen dan pengolahan data secara sistematis.

Dataset awal memiliki distribusi kelas yang tidak seimbang, sehingga dilakukan penanganan ketidak seimbangan kelas pada tahap pelatihan model. Data kemudian dibagi menjadi data latih dan data uji menggunakan metode stratified random split dengan rasio 67% data latih dan 33% data uji, sehingga diperoleh 333 data latih dan 167 data uji. Pendekatan stratifikasi digunakan untuk menjaga proporsi kelas pada kedua subset agar tetap representatif dan menghindari bias kelas pada proses pelatihan maupun evaluasi model. Untuk mengatasi ketidak seimbangan kelas pada data latih, diterapkan metode *Synthetic Minority Over-sampling Technique* (SMOTE). Proses SMOTE dilakukan hanya pada data latih, sehingga distribusi kelas menjadi seimbang tanpa memengaruhi data uji. Pendekatan ini bertujuan meningkatkan stabilitas pelatihan model dan menghasilkan evaluasi yang lebih objektif. Seluruh proses pengolahan data dilakukan dengan memperhatikan aspek etika penelitian, kepatuhan terhadap lisensi Kaggle, serta privasi sumber berita.

2.4 Transformasi Fitur ke Domain Kuantum

Setelah proses ekstraksi fitur menggunakan TF-IDF dan penyeimbangan kelas pada data latih, dilakukan reduksi dimensi menggunakan PCA untuk menyesuaikan keterbatasan jumlah qubit pada model QML. PCA mereduksi dimensi fitur menjadi empat komponen utama yang tetap mempertahankan informasi penting dari data teks. Selanjutnya, fitur hasil reduksi dimensi ditransformasikan ke dalam rentang nilai $[0, \pi]$ menggunakan metode Min–Max Scaling. Transformasi ini diperlukan karena nilai fitur digunakan sebagai parameter sudut rotasi pada gerbang kuantum dalam skema angle encoding. Dengan pemetaan ini, setiap sampel berita dapat direpresentasikan sebagai keadaan kuantum dan digunakan sebagai masukan pada model QNN, QSVC, maupun pendekatan Hybrid Quantum Kernel dengan SVM klasik.

2.5 Metode Quantum Machine Learning

Penelitian ini membandingkan tiga pendekatan *Quantum Machine Learning*, yaitu QNN, QSVC, serta *Hybrid Quantum Kernel* dan *Classical Support Vector Machine SVM*. Ketiga metode tersebut digunakan untuk mengevaluasi kemampuan klasifikasi berita politik fakta dan hoaks melalui pemetaan fitur ke dalam ruang kuantum. Pada pendekatan QNN, fitur hasil pra-pemrosesan dan reduksi dimensi terlebih dahulu dipetakan ke domain kuantum menggunakan quantum feature map berbasis angle encoding. Setiap fitur numerik direpresentasikan meningkatkan kapasitas representasi model. Secara matematis, sirkuit parametrik QNN dapat dinyatakan sebagai:

$$U_{\phi}(x) = \exp \left(i \sum_{j < k} \phi_{jk} Z_j Z_k \right) \quad (1)$$

Metode QSVC menggunakan pendekatan quantum kernel dengan mengukur tingkat kesamaan antar data berdasarkan nilai fidelity antara dua keadaan kuantum yang dihasilkan oleh feature map yang sama. Berbeda dengan QNN, QSVC tidak melibatkan proses optimasi parameter sirkuit, melainkan langsung membangun matriks kernel kuantum yang digunakan dalam proses klasifikasi. Kernel kuantum dirumuskan sebagai berikut:

$$K(x_i, x_j) = | \langle \psi(x_i) | \psi(x_j) \rangle |^2 \quad (2)$$

Sementara itu, pendekatan Hybrid Quantum Kernel dan Classical SVM mengombinasikan pemetaan fitur berbasis sirkuit kuantum dengan proses klasifikasi menggunakan algoritma SVM klasik. Pada pendekatan ini, quantum kernel berfungsi sebagai pemetaan fitur ke ruang berdimensi tinggi, sedangkan proses pelatihan dan pengambilan keputusan klasifikasi dilakukan sepenuhnya secara klasik. Pendekatan hybrid dipilih karena lebih stabil dan sesuai dengan keterbatasan perangkat komputasi kuantum saat ini.

2.6 Evaluasi Kinerja

Kinerja model dievaluasi menggunakan *confusion matrix* untuk membandingkan hasil prediksi dengan label sebenarnya pada data uji. Berdasarkan *confusion matrix* tersebut, digunakan metrik evaluasi *accuracy*, *precision*, *recall*, dan *F1-score* yang dihitung dari nilai *true positive* (TP), *true negative* (TN), *false positive* (FP), dan *false negative* (FN). Metrik *precision*, *recall*, dan *F1-score* digunakan untuk memberikan gambaran performa model yang lebih komprehensif, khususnya pada kasus klasifikasi berita fakta dan hoaks yang berpotensi memiliki distribusi kelas tidak seimbang. Pendekatan evaluasi ini umum digunakan dalam penelitian klasifikasi dan memungkinkan perbandingan kinerja model secara objektif dan konsisten[12].

3. Hasil dan Pembahasan

Hasil eksperimen dan pembahasan kinerja dalam penelitian ini membandingkan tiga metode QML, yaitu QNN, QSVC, serta *Hybrid Quantum Kernel* dengan *Classical SVM*, dalam tugas klasifikasi berita fakta dan hoaks. Pengujian dilakukan menggunakan dua dataset, yaitu Indonesian News Dataset dan Indonesian News Dataset 2024.

3.1 Hasil Pengumpulan Data

Data penelitian didapat dari Indonesia News Dataset 2024 yang ada di Kaggle dan berisi artikel berita politik. Setelah tahap pemilihan, digunakan 500 berita yang sudah diberi tanda sebagai fakta atau hoaks. Struktur data terdiri dari kolom yang berisi teks berita sebagai fitur dan

kolom lain yang berisi label sebagai target klasifikasi. Contoh data yang digunakan dapat dilihat pada Gambar 2, yang menunjukkan sampel berita beserta labelnya. Distribusi kelas di dataset awal tidak merata, oleh karena itu dilakukan pra pemrosesan dan penyeimbangan data dengan metode SMOTE pada data latih. Seluruh data kemudian disimpan dalam format CSV agar bisa digunakan dalam proses ekstraksi fitur, reduksi dimensi, dan pengujian model QML.

	Berita	Label
0	konferensi tingkat tinggi ktt indonesia africa...	Hoaks
1	jakarta kompascom wakil ketua umum waketum par...	Fakta
2	bumd dki jakarta perumda dharma jaya pasti sto...	Hoaks
3	partai gerindra ingat hut hari sekjen gerindra...	Fakta
4	polisi ungkap dugaan sebab bakar rumah sakit pus...	Hoaks
5	jaksa agung jagung limbah berkas dakwa harvey ...	Fakta
6	jakarta kompascom pakar hukum tata negara bivi...	Hoaks
7	jakarta kompascom ketua dpp partai nasdem effe...	Fakta
8	orang pria inisial can aku jaksa tangkap tim j...	Fakta
9	tempoco jakarta kembang anak usia dini holisti...	Hoaks

Gambar 2. Dataset Berita dan Label Fakta–Hoaks

3.2 Representasi TF-IDF dan Reduksi Dimensi PCA

Pada tahap representasi fitur, semua teks berita yang sudah melewati proses pembersihan data diubah menjadi bentuk angka dengan menggunakan metode TF-IDF. Metode ini mengukur pentingnya setiap kata dengan melihat seberapa sering kata tersebut muncul dalam dokumen dan seberapa besar pengaruhnya terhadap keseluruhan kumpulan berita. Dari proses ekstraksi tersebut, didapatkan matriks fitur TF-IDF dengan ukuran (500, 3000), artinya terdapat 500 dokumen berita yang masing-masing memiliki 3000 fitur kata penting yang menggambarkan isi teks politik. Dimensi fitur TF-IDF yang tinggi tidak bisa langsung digunakan dalam model pembelajaran mesin kuantum karena jumlah qubit yang terbatas. Oleh karena itu, dilakukan pengurangan dimensi dengan menggunakan metode PCA. PCA digunakan untuk merangkum informasi penting dari banyak fitur menjadi beberapa komponen yang mewakili variasi data secara baik. Dalam penelitian ini, jumlah komponen ditentukan menjadi 4 komponen utama, sehingga ukuran data setelah dikurangi menjadi (500, 4).

	F1	F2	F3	F4
0	-0.095846	-0.003629	0.032329	-0.002126
1	-0.000788	-0.029951	-0.001324	0.010790
2	0.084456	-0.037581	0.102536	0.011071
3	-0.067193	0.059865	0.025996	0.001877
4	-0.072163	-0.027924	0.017154	-0.127773
5	-0.013877	0.017150	0.088495	-0.017911
6	0.264983	-0.257820	-0.172220	-0.059282
7	0.420413	-0.215063	-0.130528	-0.174891
8	0.226107	-0.107100	-0.108541	-0.014788
9	-0.049698	0.040880	0.035275	-0.010075

Gambar 3. Representasi Fitur Numerik Dataset

Empat komponen hasil PCA terlihat pada tabel di atas dengan nama F1, F2, F3, dan F4, yang merupakan bentuk baru dari tiap dokumen berita dalam ruang fitur yang memiliki dimensi lebih rendah. Nilai-nilai di tabel menunjukkan cara fitur TF-IDF diubah menjadi empat komponen utama yang tetap mempertahankan informasi penting dari data teks. Fitur yang diperoleh dari hasil PCA kemudian digunakan sebagai masukan pada tahap transformasi ke domain kuantum dan proses pelatihan model QNN, QSVC, serta *Hybrid Quantum Kernel Classical SVM*.

3.3 Pembagian Data dan SMOTE

Dataset yang digunakan terdiri dari 500 berita yang telah diubah menjadi bentuk TF-IDF dan kemudian dikenalkan dengan metode PCA. Data kemudian dipecahkan menggunakan stratified split dengan rasio 67% untuk data latih dan 33% untuk data uji, sehingga diperoleh data latih 333 dokumen data uji 167 dokumen. Stratifikasi dilakukan agar jumlah kelas fakta dan hoaks tetap seimbang di kedua bagian data. Dalam data latih masih ada ketidakseimbangan antar kelas, oleh karena itu digunakan metode SMOTE. Setelah melakukan proses SMOTE, jumlah data latih menjadi sama di setiap kelas, sehingga model bisa dilatih tanpa terpengaruh oleh kelas yang jumlahnya lebih banyak. Data uji tidak dilakukan oversampling agar evaluasi tetap objektif. Dataset yang telah dibagi ini digunakan sebagai bahan pelatihan untuk model QNN, QSVC, dan Hybrid Quantum Kernel Classical SVM.

3.4 Transformasi kuantum

Hasil reduksi PCA menghasilkan fitur dengan ukuran (500, 4), sehingga setiap berita diwakili oleh 4 fitur utama. Seluruh fitur kemudian diubah agar berada dalam rentang $[0, \pi]$ dengan metode Min–Max Scaling. Hasil normalisasi tersebut kemudian diubah ke domain kuantum dengan metode angle encoding, di mana setiap fitur diwakili sebagai sudut rotasi di gerbang RY, sehingga setiap sampel dinyatakan dalam 4 qubit. Dengan demikian, didapatkan 500 keadaan kuantum sebagai masukan untuk model. Representasi kuantum tersebut digunakan dalam model QNN, QSVC, dan *Hybrid Quantum Kernel Classical SVM*, sehingga data teks yang memiliki dimensi tinggi berhasil dipetakan ke ruang fitur kuantum yang sesuai dengan keterbatasan jumlah qubit.

3.5 Hasil Kinerja QNN

Kinerja model QNN dianalisis menggunakan confusion matrix dan metrik evaluasi untuk mengukur kemampuan model dalam membedakan berita fakta dan berita hoaks pada data pengujian. Evaluasi dilakukan pada Indonesia News Dataset 2024, dengan hasil pengukuran kinerja sebagaimana disajikan pada Tabel 1.

Tabel 1 Tabel Nilai Metrik Evaluasi Klasifikasi Pada Model QNN

Metrik Evaluasi	<i>Recall</i>	<i>Precision</i>	<i>F1 Score</i>	<i>Accuracy</i>
QNN	0.625000	0.801887	0.702479	0.568862

Berdasarkan Tabel 1, model QNN mencapai nilai *recall* sebesar 0,6250, yang artinya model berhasil mengenali sekitar 62,5% dari berita hoaks yang ada dalam seluruh data hoaks. Nilai presisi sebesar 0,8019 menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi berita palsu yang dibuat oleh model itu cukup akurat. Nilai F1-Score sebesar 0,7025 menunjukkan bahwa tingkat presisi dan recall dalam proses klasifikasi cukup seimbang. Namun, nilai akurasi yang hanya sebesar 0,5689 menunjukkan bahwa tingkat keakuratan prediksi model secara keseluruhan masih masuk dalam kategori sedang. Akurasi yang rendah terjadi karena QNN masih berjalan di lingkungan quantum generasi awal *NISQ* yang mudah terganggu oleh noise, serta jumlah qubit yang terbatas, sehingga representasi fitur teks belum cukup baik. Sehingga meskipun QNN memiliki kemampuan dalam mendeteksi berita palsu, masih diperlukan pengembangan struktur dan cara penyajian data yang lebih baik agar hasilnya lebih akurat.

3.6 Hasil Kinerja QSVC

Kinerja model QSVC dievaluasi menggunakan confusion matrix dan metrik evaluasi untuk menilai kemampuan model dalam mengklasifikasikan berita fakta dan berita hoaks pada data uji. Evaluasi ini dilakukan pada Indonesia News Dataset 2024, dengan tujuan membandingkan karakteristik performa QSVC terhadap model QNN yang telah dibahas

sebelumnya, khususnya dalam konteks penerapan pendekatan berbasis *quantum kernel*. Hasil evaluasi kinerja QSVC disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2 Tabel Nilai Metrik Evaluasi Klasifikasi Pada Model QSVC

Metrik Evaluasi	<i>Recall</i>	<i>Precision</i>	<i>F1 Score</i>	<i>Accuracy</i>
QSVC	0.6250	0.8719	0.7025	0.5689

Berdasarkan Tabel 2, model QSVC mencapai nilai recall sebesar 0,6250, yang artinya model tersebut mampu mengenali sekitar 62,5% dari berita hoaks yang ada dalam seluruh data hoaks yang digunakan. Nilai presisi sebesar 0,8019 menunjukkan bahwa sebagian besar prediksi berita palsu yang dibuat oleh QSVC tersebut tepat dan akurat. Nilai F1-Score sebesar 0,7025 menunjukkan keseimbangan yang cukup baik antara tingkat keakuratan dan kemampuan menemukan semua kasus yang relevan dalam proses klasifikasi. Namun, nilai akurasi sebesar 0,5689 menunjukkan bahwa tingkat keakuratan klasifikasi secara keseluruhan masih berada di kategori sedang. Ini menunjukkan bahwa meskipun QSVC bisa membuat prediksi yang cukup bagus untuk kelas hoaks, model masih mengalami kendala dalam menggambarkan keseluruhan kompleksitas data teks. Secara umum, hasil ini menunjukkan bahwa QSVC memiliki kemampuan dalam mengklasifikasi yang cukup seimbang dan menunjukkan kemungkinan penggunaan pendekatan kernel kuantum, dengan hasil yang serupa dengan model QNN pada dataset berita Indonesia 2024.

3.7 Hasil Kinerja Quantum Kernel and Classical SVM

Kinerja model *Hybrid Quantum Kernel and Classical SVM* dievaluasi menggunakan *confusion matrix* dan berbagai metrik evaluasi untuk menilai kemampuan model dalam mengklasifikasikan berita fakta dan berita hoaks pada data uji. Evaluasi ini dilakukan pada Indonesia News Dataset 2024, dengan tujuan untuk mengukur efektivitas pendekatan hybrid yang menggabungkan pemetaan fitur berbasis *quantum kernel* dengan algoritma klasifikasi *Support Vector Machine* (SVM) klasik. Pendekatan ini diharapkan mampu memanfaatkan keunggulan representasi kuantum sekaligus menjaga stabilitas pembelajaran mesin klasik.

Tabel 3 Tabel Nilai Metrik Evaluasi Klasifikasi Pada Model Quantum Kernel and Classical SVM

Metrik Evaluasi	<i>Recall</i>	<i>Precision</i>	<i>F1 Score</i>	<i>Accuracy</i>
Hybrid Quantum Kernel and Classical SVM	0.5809	0.8778	0.6991	0.5928

Berdasarkan Tabel 3, model Hybrid Quantum Kernel dan Classical SVM berhasil mencapai nilai recall sebesar 0,5809, yang artinya model tersebut mampu mendeteksi sekitar 58,09% dari berita hoaks yang ada dalam seluruh data hoaks yang digunakan. Nilai precision sebesar 0,8778 menunjukkan bahwa mayoritas prediksi berita hoaks yang dibuat model cukup akurat dengan tingkat kesalahan dalam memprediksi berita hoaks yang relatif kecil. Nilai F1-Score sebesar 0,6991 menunjukkan keseimbangan cukup bagus antara presisi dan recall, meskipun nilai recall tetap sedikit lebih rendah dibandingkan presisi. Nilai akurasi sebesar 0,5928 menunjukkan bahwa kemampuan model dalam mengklasifikasikan data secara keseluruhan berada dalam kategori sedang. Ini menunjukkan bahwa meskipun model hybrid memiliki kemampuan memprediksi yang baik untuk kategori hoaks, masih ada batasan dalam mengklasifikasikan semua data dengan tepat. Secara umum, hasil penilaian menunjukkan bahwa pendekatan hybrid mampu menggunakan representasi fitur kuantum secara efektif dan menghasilkan performa yang cukup stabil, sehingga bisa dijadikan pilihan alternatif yang kompetitif dalam mengklasifikasikan berita fakta dan hoaks, serta menjadi acuan penting dalam mengevaluasi kinerja metode yang menggunakan kernel kuantum.

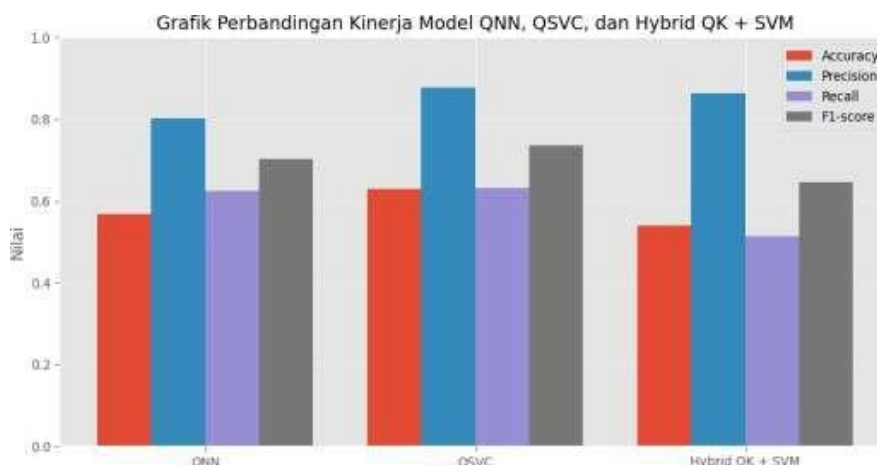
3.8 Perbandingan Dataset

Hasil eksperimen menunjukkan bahwa analisis perbandingan kinerja dilakukan terhadap tiga metode *quantum machine learning*, yaitu *Quantum Neural Network* (QNN), *Quantum Support Vector Classification* (QSVC), dan *Hybrid Quantum Kernel and Classical*

SVM. Evaluasi kinerja dilakukan menggunakan metrik *accuracy*, *precision*, *recall*, dan F1-Score, dengan hasil perbandingan kinerja masing-masing model disajikan pada Tabel 4.

Table 4 perbandingan Kinerja Metode Quantum Machine Learning

Metode	Accuracy	Precision	Recall	F1-Score
QNN	0.569	0.802	0.625	0.702
QSVC	0.629	0.878	0.632	0.735
Quantum Kernel and Classical SVC	0.539	0.864	0.515	0.645



Gambar 4. Grafik Perbandingan Kinerja Model QNN, QSVC, dan Hybrid QK + SVM

Berdasarkan Tabel 4, model *Quantum Neural Network* (QNN) mencapai tingkat akurasi sebesar 0.569, presisi 0.802, sensitifitas 0.625, dan skor F1 sebesar 0.702. Hasil ini menunjukkan bahwa QNN mampu memberikan prediksi yang cukup tepat untuk kelas hoaks, seperti yang ditunjukkan oleh nilai precision yang cukup tinggi. Namun, tingkat akurasi yang masih cukup rendah menunjukkan bahwa model belum benar-benar sempurna dalam mengklasifikasikan seluruh data secara komprehensif. Hal ini terjadi karena jumlah qubit dalam model QNN terbatas, sehingga belum bisa menggambarkan dengan baik fitur teks berita politik yang memiliki dimensi tinggi dan struktur bahasa yang rumit dalam ruang kuantum.

Selain itu, cara mengubah data klasik menjadi bentuk state kuantum bisa menyebabkan hilangnya sebagian informasi, yang bisa mengurangi hasil kinerja dalam proses klasifikasi secara keseluruhan. Model *Quantum Support Vector Classification* (QSVC) menunjukkan hasil yang paling baik dibandingkan dua model lainnya dengan tingkat akurasi tertinggi sebesar 0.629, presisi 0.878, recall 0.632, dan skor F1 sebesar 0.735. Nilai precision dan F1-Score yang tertinggi menunjukkan bahwa QSVC mampu memberikan prediksi yang lebih tepat dan seimbang, baik dalam mengenali berita hoaks maupun mengurangi kesalahan dalam mengklasifikasikan data. Keunggulan QSVC menunjukkan bahwa pendekatan menggunakan kernel kuantum lebih efektif dalam memetakan data teks ke ruang fitur kuantum, sehingga mampu meningkatkan kemampuan membedakan antar kelas.

Meskipun begitu, nilai akurasi QSVC masih cukup rendah, yang menunjukkan bahwa batasan teknologi komputasi kuantum saat ini, seperti jumlah qubit yang masih terbatas dan penggunaan simulator kuantum yang masih berisik, memengaruhi hasil kerja model tersebut. Sementara itu, model Hybrid Quantum Kernel dan Classical SVM mencapai tingkat akurasi sebesar 0.539, presisi 0.864, recall 0.515, serta F1-Score 0.645. Nilai precision yang tinggi menunjukkan bahwa prediksi berita hoaks yang dihasilkan oleh model ini umumnya akurat, tetapi nilai recall yang lebih rendah menunjukkan bahwa masih ada beberapa berita hoaks yang tidak terdeteksi oleh model tersebut. Recall yang rendah ini langsung memengaruhi nilai F1-Score dan akurasi yang lebih kecil dibandingkan dengan QSVC dan QNN. Kondisi itu menunjukkan bahwa meskipun menggabungkan kernel kuantum dengan SVM biasa bisa meningkatkan akurasi

prediksi pada beberapa kelas, batasan dalam mewakili fitur kuantum tetap menjadi faktor utama yang memengaruhi hasil secara keseluruhan.

Secara umum, dari hasil perbandingan pada Tabel 4 terlihat bahwa QSVC memiliki performa baik dalam mengklasifikasikan berita fakta dan hoaks, dilanjutkan oleh QNN, dan kemudian diikuti oleh *Hybrid Quantum Kernel* dan *Classical SVM*. Akurasi yang tidak terlalu tinggi di semua metode menunjukkan bahwa Quantum Machine Learning masih dalam fase eksplorasi dan menghadapi kesulitan dalam memproses data teks yang memiliki dimensi yang sangat tinggi. Meskipun begitu, tingkat presisi dan skor F1 yang cukup tinggi menunjukkan kemungkinan besar QML bisa dikembangkan lebih lanjut seiring kemajuan teknologi perangkat keras kuantum dan metode pengkodean data yang lebih efisien di masa depan.

3.9 Pembahasan

Penelitian ini menguji ketiga metode QML yaitu QNN, QSVC, dan Hybrid Quantum Kernel Classical SVM dalam mengklasifikasikan berita politik menjadi fakta atau hoaks. Hasil uji menunjukkan QSVC memiliki hasil terbaik dibandingkan dua metode lainnya, dengan akurasi 0,629 dan F1-Score 0,735. Hasil ini menunjukkan bahwa pendekatan berbasis kernel kuantum lebih efektif dalam mengelola data teks berdimensi tinggi yang disajikan dalam ruang Hilbert kuantum dibandingkan metode QNN dan model hybrid. Keunggulan QSVC dalam penelitian ini sesuai dengan temuan Suzuki et al.[13], yang menunjukkan bahwa QSVC yang menggunakan kernel kuantum mampu menjaga performa klasifikasi yang stabil, bahkan ketika diterapkan pada perangkat kuantum nyata berbasis ion terjebak di era *Noisy Intermediate-Scale Quantum* (NISQ). Meskipun penelitian tersebut menggunakan dataset yang bukan berupa teks seperti deteksi penipuan dan klasifikasi gambar, prinsip kerja kernel fidelity yang digunakan berlaku umum dan bisa diterapkan pada berbagai jenis data, termasuk data teks berdimensi tinggi. Hal ini memperkuat hasil penelitian ini bahwa QSVC juga efektif digunakan untuk klasifikasi berita politik, termasuk fakta dan hoaks. Di sisi lain, sebagian besar penelitian tentang Quantum Machine Learning hingga kini masih fokus pada dataset non-teks atau berupa simulasi. Dalam sebuah tinjauan yang dilakukan oleh Bal [14], disebutkan bahwa komputasi kuantum memiliki potensi besar dalam bidang *Natural Language Processing* (NLP) karena memanfaatkan prinsip superposisi dan entanglement. Prinsip ini memungkinkan pembentukan batas keputusan yang lebih kompleks dibandingkan metode klasik. Penelitian tersebut juga menekankan bahwa kernel kuantum sangat menjanjikan dalam klasifikasi teks karena mampu memetakan data bahasa ke dalam ruang fitur berdimensi tinggi. Namun, metode ini masih menghadapi tantangan teknis seperti adanya noise pada perangkat kuantum dan keterbatasan dalam strategi encoding data.

Kontribusi utama dari penelitian ini adalah penerapan langsung metode QSVC dalam klasifikasi berita politik berbahasa Indonesia. Hal ini masih sangat terbatas dalam literatur QML. Berbeda dengan penelitian sebelumnya yang banyak bersifat teoritis atau menggunakan dataset non-teks, penelitian ini menggabungkan proses pra-pemrosesan teks seperti TF-IDF, PCA, dan SMOTE dengan pemetaan fitur ke domain kuantum melalui metode *angle encoding*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pendekatan kernel kuantum tidak hanya layak diterapkan pada data teks dunia nyata, tetapi juga mampu menghasilkan performa yang sebanding dengan pendekatan lain dalam QML, seperti QNN. Selain itu, ditemukan bahwa pendekatan Hybrid Quantum Kernel Classical SVM memiliki nilai precision yang tinggi tetapi recall yang lebih rendah. Ini menunjukkan bahwa pemetaan fitur kuantum dapat meningkatkan akurasi prediksi kelas positif, tetapi masih kurang mampu mendeteksi seluruh data pada kelas minoritas. Hal ini sesuai dengan pendapat Bal [20], yang menyatakan bahwa pendekatan hybrid adalah solusi sementara yang relevan mengingat keterbatasan hardware kuantum saat ini, tetapi tetap memerlukan perbaikan lebih lanjut dalam desain feature map dan strategi encoding data. Oleh karena itu, penelitian ini memberikan kontribusi empiris yang memperkuat temuan Suzuki et al.[13] dan Bal [14]. Selain QSVC, QNN menonjol karena kemampuannya memproses data berdimensi tinggi dan pola kompleks menggunakan prinsip superposisi dan keterikatan kuantum. QNN dapat mengintegrasikan analisis sentimen, pola bahasa, dan perilaku pengguna, sehingga lebih fleksibel dalam mendeteksi ulasan palsu dan menangkap hubungan nonlinier yang sulit ditangani metode klasik[15]. menunjukkan bahwa QSVC berbasis kernel kuantum efektif diterapkan dalam klasifikasi teks politik berdimensi tinggi. Temuan ini memperluas lingkup penelitian QML dari domain non-teks menuju aplikasi nyata berbasis *Natural Language Processing*, khususnya dalam mendeteksi berita politik yang benar dan hoaks.

4. Simpulan

Penelitian ini menunjukkan bahwa QSVC memiliki hasil terbaik dalam mengklasifikasikan berita politik apakah itu fakta atau hoaks, diikuti oleh QNN. Sementara itu, metode Hybrid Quantum Kernel Classical SVM memiliki tingkat presisi yang tinggi tetapi tingkat recall yang rendah. Ketiga metode pembelajaran mesin kuantum tersebut terbukti mampu memproses data berdimensi sedang dan memperlihatkan representasi fitur teks secara efektif. Namun, penelitian ini masih memiliki beberapa kelemahan, seperti ukuran dataset yang tidak begitu besar, keterbatasan jumlah qubit pada perangkat kuantum yang digunakan, serta hasil yang masih bergantung pada simulasi, sehingga diperlukan pengujian lebih lanjut menggunakan data dan perangkat kuantum yang nyata.

Daftar Referensi

- [1] F. A. Alshuwaier and F. A. Alsulaiman, "Fake News Detection Using Machine Learning and Deep Learning Algorithms: A Comprehensive Review and Future Perspectives," *Computers*, vol. 14, no. 9, p. 394, 2025, doi: 10.3390/computers14090394.
- [2] I. Ahmad, M. Yousaf, S. Yousaf, and M. O. Ahmad, "Fake News Detection Using Machine Learning Ensemble Methods," *Complexity*, vol. 2020, Article ID 8885861, pp. 1–11, 2020, doi: 10.1155/2020/8885861.
- [3] M. Khalil, C. Zhang, Z. Ye, and P. Zhang, "PegasosQSVM: A Quantum Machine Learning Approach for Accurate Fake News Detection," *Applied Artificial Intelligence*, vol. 39, no. 1, 2025, doi: 10.1080/08839514.2025.2457207
- [4] E. Farhi and H. Neven, "Classification with Quantum Neural Networks on Near Term Processors," *arXiv preprint arXiv:1802.06002*, 2018.
- [5] T. Suzuki, T. Hasebe, and T. Miyazaki, "Quantum support vector machines for classification and regression on a trapped-ion quantum computer," *Quantum Machine Intelligence*, vol. 6, no. 1, pp. 1–14, 2024, doi: 10.1007/s42484-024-00165-0.
- [6] T. Suzuki, T. Hasebe, and T. Miyazaki, "Quantum support vector machines for classification and regression on a trapped-ion quantum computer," *Quantum Machine Intelligence*, vol. 6, no. 1, pp. 1–14, 2024, doi: 10.1007/s42484-024-00165-0.
- [7] L. Bischof, S. Teodoropol, R. M. Fuchslin, and K. Stockinger, "Hybrid quantum neural networks show strongly reduced need for free parameters in entity matching," *Scientific Reports*, vol. 15, no. 1, 2025, doi: 10.1038/s41598-025-88177-z.
- [8] S. Raubitzek and K. Mallinger, "On the Applicability of Quantum Machine Learning," *Entropy*, vol. 25, no. 7, p. 992, 2023, doi: 10.3390/e25070992.
- [9] R. M. Devadas and S. T., "Quantum machine learning: A comprehensive review of integrating AI with quantum computing for computational advancements," *MethodsX*, vol. 12, 2025, doi: 10.1016/j.mex.2025.103318.
- [10] P. Lamichhane and D. B. Rawat, "Quantum Machine Learning: Recent Advances, Challenges, and Perspectives," *IEEE Access*, vol. 13, 2025, doi: 10.1109/ACCESS.2025.3573244.
- [11] T. Tomono and S. Natsubori, "Performance of quantum kernel on initial learning process," *EPJ Quantum Technology*, vol. 9, no. 1, pp. 1–17, 2022, doi: 10.1140/epjqt/s40507-022-00157-8.
- [12] P. Rebentrost, M. Mohseni, and S. Lloyd, "Quantum support vector machine for big data classification," *Physical Review Letters*, vol. 113, no. 13, p. 130503, 2014, doi: 10.1103/PhysRevLett.113.130503.
- [13] T. Suzuki, T. Hasebe, and T. Miyazaki, "Quantum support vector machines for classification and regression on a trapped-ion quantum computer," *Quantum Machine Intelligence*, vol. 6, no. 1, pp. 1–14, 2024, doi: 10.1007/s42484-024-00165-0.
- [14] S. Bal, S. Mishra, and L. Mandal, "A Review of Quantum Computing Approaches to Semantic Search and Text Classification in Natural Language Processing," 2025.
- [15] T. Bikku, S. Thota, and P. Shanmugasundaram, "A Novel Quantum Neural Network Approach to Combating Fake Reviews," *International Journal of Networked and Distributed Computing*, vol. 12, no. 2, pp. 195–205, Dec. 2024, doi: 10.1007/s44227-024-00028-x.