

BAB I

PENDAHULUAN

1.1 Latar Belakang

Fintech atau *financial technologies (Fintech)* disebut juga *financial services/payment technologies* merupakan subjek lintas disiplin yang menggabungkan keuangan, manajemen teknologi dan manajemen inovasi (Milian et al., 2019). Fintech mengacu pada ide-ide inovatif untuk meningkatkan proses layanan keuangan dengan menggunakan solusi teknologi sesuai dengan model bisnis yang ada (Leong & Sung, 2018). Dari sisi teknologi, Fintech mengacu pada penggunaan perangkat seluler termasuk nirkabel, asisten digital, perangkat frekuensi radio, dan perangkat berbasis komunikasi NFC untuk melakukan pembayaran barang jasa (Alkhowaiter, 2020). Perkembangan teknologi smartphone telah membuka peluang bagi bank digital untuk menyediakan layanan online eksklusif melalui aplikasi digital. Pertumbuhan Fintech di Indonesia sangat signifikan terlihat dari jumlah paling banyak aplikasi berbasis Android yang terpasang di PlayStore (Hoang et al., 2020).

Pertumbuhan pengguna Fintech secara global dapat meningkat dari 2,7 menjadi 4,8 miliar pada tahun 2025, yang mewakili hampir setengah dari populasi dunia (N. Sharma, 2023). Startup Fintech saat ini terdapat total 30.000 startup fintech, sebagian besar startup ini berbasis pada pembayaran, pinjaman, dan investasi. Hal ini menunjukkan betapa banyaknya orang yang ingin membuat aplikasi solusi fintech mereka sendiri untuk perusahaan rintisan. Lansekap investasi fintech Indonesia kuat, dengan pertumbuhan yang signifikan pasar FinTech di semua segmen. Menurut proyeksi Departemen Penelitian Statista, pengguna FinTech Indonesia terus meningkat dengan rata-rata 18% per tahun, dari 2018 hingga 2028. Dalam hal ini, segmen pembayaran digital mencapai nilai tertinggi dari 205 juta pengguna pada tahun 2028 (Pelupessy, 2024)

BSSN menyebutkan Fintech juga tak luput dari ancaman keamanan siber tercatat 1,6 miliar jumlah anomali atau serangan siber di tahun 2021, atau meningkat 3 kali lipat dari 2020. Kasus insiden siber juga sebanyak 2.885 laporan (<https://www.antaranews.com/>, 2021), sementara pada tahun 2023, terdapat lebih dari 1,2 juta serangan siber yang menargetkan berbagai sektor di Indonesia. Otoritas Jasa Keuangan (OJK) pada tahun 2023 merilis 168 Fintech ilegal yang ada di Indonesia yang beresiko pada penyalahgunaan data pribadi, bunga dan denda yang tidak masuk akal, tidak ada perlindungan konsumen (OJK, 2023). Pada tahun 2024 OJK menerima 319.416 permintaan layanan sepanjang 2023, termasuk 23.064 pengaduan, 115 pengaduan terindikasi pelanggaran, dan 2.326 sengketa, yang masuk ke Lembaga Alternatif Penyelesaian Sengketa Sektor Jasa Keuangan.(Yozami, 2024).

Masalah Fintech dapat diklasifikasikan ke dalam lima dimensi teknis utama yaitu keamanan dan privasi, teknik data, perangkat keras dan infrastruktur, aplikasi dan manajemen, dan model layanan (Gai et al., 2018). Layanan Fintech yang ada saat ini masih mengalami kendala, terbukti masih banyaknya keluhan pengguna yang dapat dilihat di appstore Fintech (Davis et al., 2017), rentan terhadap penipuan, dan melakukan penggalangan dana ilegal (Agarwal & Chua, 2020). Masalah kepuasan pelanggan antara lain kompensasi uang yang hilang, dukungan online yang buruk, dan tidak adanya mekanisme untuk mendeteksi kesalahan merupakan hal yang penting untuk keberlanjutan Fintech (D. Sharma et al., 2020).

Ulasan konsumen di dalam appstore sangat mempengaruhi dalam pengambilan keputusan (Y. Li & Zhang, 2020), maka perusahaan memanfaatkan ulasan konsumen online untuk memahami permintaan konsumen, keadaan teknologi yang dinamis, peluang komersial dan mempromosikan inovasi produk (W. Chen et al., 2018). Pentingnya ulasan tentang Fintech karena adanya minat yang semakin besar untuk mendapatkan nilai dari ulasan yang dibuat pengguna untuk bisnis, ulasan ini memainkan peran penting dalam meningkatkan niat dalam mengadopsi banking (De' et al., 2020). Pengembangan layanan Fintech memerlukan masukan dari pengguna agar pengembangan sesuai dengan yang dibutuhkan masyarakat, karena dalam ulasan pengguna mengekspresikan

preferensi dan perasaan mereka (Y. Wang et al., 2018). Untuk bertahan dalam persaingan platform digital, pengembang aplikasi harus memperbarui fitur produk mereka secara terus-menerus agar menonjol di pasar (H. Liu et al., 2021). Pengembang perlu mempertimbangkan permintaan pengguna dan memperhatikan apa yang dilakukan oleh aplikasi serupa lainnya sehingga mereka dapat selangkah lebih maju dalam persaingan (Al-Subaihin et al., 2021).

Google Play memungkinkan pengguna untuk memberikan ulasan dan umpan balik pengguna tentang aplikasi yang mereka unduh. Komentar pengguna Fintech yang terdapat di Google Play selalu muncul setiap hari dan semakin banyak dengan berbagai jenis komentar, hal ini menjadi sulit bagi pengembang untuk menganalisis sumber daya data yang meningkat dan berskala besar. Ulasan pengguna berbentuk teks yang tidak terstruktur memiliki dimensi tinggi sehingga sulit untuk mengetahui fitur atau tema dalam setiap kalimat yang tersembunyi berisi informasi seperti preferensi pengguna, fitur dimensi tinggi sulit untuk diketahui fiturnya di setiap kalimat (D. Zhang et al., 2015).

Topik dapat didefinisikan sebagai sekelompok kata yang muncul bersamaan dengan frekuensi yang lebih besar (George & Birla, 2018). Topik model menghubungkan kata-kata yang memiliki makna serupa dan membedakan kata-kata yang memiliki makna berbeda. Topik dalam dokumen dapat diidentifikasi menggunakan algoritma topik model. Topik model adalah algoritma yang mengungkap struktur tematik tersembunyi dalam kumpulan dokumen (Alexander & Gleicher, 2016). Algoritma Latent Dirichlet Allocation (LDA) merupakan algoritma topik model yang dapat diterapkan pada kumpulan teks, untuk menganalisis opini pengguna tentang penjualan produk daring menggunakan model LDA. Kemampuan LDA dalam metode probabilistik terletak pada kemampuannya mengidentifikasi topik tersembunyi dalam kumpulan dokumen secara statistika dengan pendekatan generatif, memungkinkan setiap dokumen terdiri dari berbagai topik secara proporsional, serta dapat menangani data dalam jumlah besar dengan efisiensi tinggi dan hasil yang dapat diinterpretasikan secara visual maupun konseptual.

Komentar tentang fitur produk diidentifikasi menggunakan indeks dari matriks LDA. LDA mengekstrak kumpulan kata untuk mengekspresikan kepuasan pelanggan (Santosh et al., 2016), dan juga mampu mempelajari faktor-faktor yang menentukan kepuasan pelanggan dan perilaku konsumen di sektor perjalanan dan akomodasi (Sutherland et al., 2020). Algoritma LDA memiliki dua singkatan yang berbeda yaitu

Istilah LDA memiliki dua singkatan yang berbeda yaitu LDA (Latent Dirichlet Allocation) dan LDA (Linear Discriminant Analysis). kedua LDA memiliki karakteristik yang berbeda Linear Discriminant Analysis adalah metode supervised learning karena memerlukan label kelas dan berfokus pada analisis data numerik dengan tujuan klasifikasi atau reduksi dimensi (Zhao et al., 2024), Metode ini bekerja optimal pada data numerik yang memiliki label kategori, sedangkan Latent Dirichlet Allocation adalah metode unsupervised learning karena tidak memerlukan label kelas dan berfokus pada analisis data teks untuk menemukan struktur tersembunyi dalam dokumen sehingga membentuk topik tertentu.

Fitur merupakan hal penting dari sebuah aplikasi, karena dengan banyaknya fitur sebuah aplikasi akan menarik lebih banyak pengguna. Fitur menggambarkan objek yang mendasarinya, untuk membedakan, dan mengkarakterisasi kelompok objek yang berbeda (eksplisit atau laten) (Guozhu, Dong, Liu, 2018). Dalam penelitian ini fokus pada fitur Fintech yang digali dari komentar pengguna, fitur dinyatakan pada bagian atau komponen khusus yang dirancang untuk menyediakan layanan, memfasilitasi fungsionalitas, dan meningkatkan pengalaman pengguna dalam menggunakan platform Fintech. Dalam konteks machine learning fitur merupakan properti individual yang dihasilkan dari kumpulan data digunakan sebagai input ke model.

Algoritma Convolutional Neural Networks (CNN) dapat mengidentifikasi frasa penting dalam teks yang dapat mendukung klasifikasi berdasarkan fitur. Fitur diklasifikasikan untuk memudahkan dalam ekstraksi pola dan peningkatan akurasi teks. CNN digunakan untuk model klasifikasi bahasa Inggris, mengambil vektor kata yang telah diproses sebelumnya sebagai input dan menggunakan CNN untuk klasifikasi tingkat kalimat (Kim, 2014).

Ketidakseimbangan data terjadi pada berbagai macam data, apabila dilakukan proses komputasi terhadap data tidak seimbang tersebut, ketidakseimbangan data tersebut berpotensi menyebabkan kesalahan klasifikasi karena data mayoritas lebih dominan terhadap data minoritas yang mengakibatkan penurunan akurasi. Permasalahan data yang tidak seimbang berdampak pada beragam aplikasi. Meskipun terdapat berbagai teknik pengambilan sampel untuk mengatasi ketidakseimbangan data, metode random oversampling (ROS) menjadi pilihan untuk menangani data yang tidak seimbang (Kamalov et al., 2023). Kelas mayoritas terbukti rentan terhadap misrepresentasi, kelas ini menunjukkan bahwa setiap set data secara unik sensitif terhadap ketidakseimbangan, masalah tersebut mampu diselesaikan menggunakan ROS (Johnson & Khoshgoftaar, 2020a). Metode kombinasi oversampling dan undersampling dapat menjadi salah satu solusi dalam menyelesaikan kasus ketidakseimbangan. Penelitian ini bertujuan untuk mengatasi permasalahan data tidak seimbang dengan menggabungkan metode oversampling dengan metode undersampling untuk memperoleh data sintetik yang lebih representatif. Pada penelitian ini, metode undersampling yang digunakan adalah Neighborhood Cleaning Rules (NCL) (Choirunnisa & Lianto, 2018).

Penelitian tentang fitur telah dilakukan oleh beberapa peneliti antara lain (Jiang et al., 2019) dengan mengumpulkan semua deskripsi aplikasi yang digunakan untuk pengembang agar dapat menentukan fitur baru mana yang harus diterapkan di aplikasi baru, membandingkan beberapa aplikasi untuk mengambil fitur yang berbeda yang diajukan sebagai fitur baru. Analisa perbaikan fitur aplikasi mobile dengan menganalisa perbandingan aplikasi yang bertipe sama dengan menggunakan sumber daya data deskripsi aplikasi, teks di UI dan teks rilis di App store telah dilakukan oleh (H. Liu et al., 2021). Perbaikan fitur yang telah dilakukan dengan mengambil data rilis terbaru untuk mengupdate fitur terbaru. Peningkatan fitur diekstrak dari ulasan aplikasi telah dilakukan oleh (Keertipati et al., 2016) dengan menggunakan pendekatan regresi. Pendekatan tersebut tidak melakukan analisa secara detail seluruh data komentar karena hanya menganalisa berbasis peringkat.

Penelitian Fintech saat ini lebih fokus pada survey untuk menyelidiki sikap dan niat pengguna terhadap adopsi Fintech menggunakan Technology Acceptance Model (TAM) (Hassan et al., 2023; Qin et al., 2024) dan Unified Theory of Acceptance and Use of Technology (UTAUT) telah dilakukan (Chawla & Joshi, 2020; Sultana et al., 2023; A. Sharma et al., 2024).

Dataset penelitian diambil dari aplikasi Fintech yang ada di Play Store dalam bentuk teks dari komentar pengguna. PlayStore merupakan marketplace digital perusahaan yang menyediakan layanan review pengguna, pengguna Fintech dapat menuliskan komentar dalam penggunaan Fintech. Aplikasi Fintech yang berbasis Android telah diunggah ke PlayStore di alamat <https://play.google.com/store> yaitu Investre, pinjamango, banda, kreditpintar, finplus. Komentar di PlayStore setiap hari selalu muncul komentar baru yang jumlahnya ratusan bahkan ribuan. Bentuk komentar hasil proses *scraping* akan terbentuk Tabel 1.1.

Tabel 1. 1 Ulasan Pengguna Setelah Scraping

Content	Tahun	Tipe
udah bayar sesuai tanggal JT giliran di bayar dan mau ngajuin lg gak di Setujui. Parah aplikasi ini	2023	finplus
Pengajuan dan syarat mudah tinggal tunggu di acc	2023	finplus
Knpy tdk bisa meminjam dana lagi pdhl sy sll byr tepat waktu	2023	finplus
Bagus dan mudah pengisian datanya tapi belum tahu apa di acc atau tidak tapi aplikasi ini bagus tenor yg didapat 30 hari	2023	finplus
Loding nya lama setiap upload foto ... Aplikasi belum siap	2023	finplus
Jika nanti di ACC saya akan naikan bintang nya.terimakasih	2023	finplus
Kalo pengajuan saya di acc..saya tambahn jadi bintang 5 tanpa basa basi	2023	finplus
Pengajuan cepat dan mudah... Saya rekomen aplikasi ini	2023	finplus
sangat membantu bagi yg membutuhkan semoga pinjaman saya di acc untuk modal..usaha aamiin	2023	finplus

1.2 Identifikasi Masalah Penelitian

Komentar pengguna Fintech berfungsi sebagai saluran penting untuk menyampaikan beragam masalah dari penggunaan aplikasi, selalu muncul setiap hari sulit untuk diamati dan ditindaklanjuti, sehingga diperlukan penentuan strategi berdasarkan preferensi pengguna. Mengidentifikasi komentar pengguna

berdasarkan fitur untuk mendapatkan makna dari komentar yang dibuat pengguna untuk pengembangan Fintech dan dalam meningkatkan niat dalam penggunaannya penting untuk dilakukan. Data komentar pengguna Fintech belum memiliki label atau data yang tidak memiliki informasi target/anotasi yang jelas dibutuhkan untuk melatih model pembelajaran mesin. Tanpa label yang tepat, sulit untuk secara akurat mengevaluasi dan memvalidasi kinerja model yang telah dilatih, dapat mengarah pada performa tidak akurat. Pelabelan dokumen dibutuhkan dalam melakukan klasifikasi dokumen.

Komentar pengguna Fintech perlu dilakukan proses generalisasi berdasarkan topik untuk menemukan tren topik yang sedang berlangsung. Algoritma Latent Dirichlet Allocation (LDA) mampu mengidentifikasi topik tersembunyi yang tersebar di dalam kumpulan dokumen teks, karena dokumen dianggap sebagai campuran dari beberapa topik, dan setiap topik memiliki distribusi probabilitas atas kata-kata. LDA memodelkan dokumen sebagai campuran probabilistik dari beberapa topik, dan topik sebagai campuran probabilistik dari kata-kata. LDA memberikan pendekatan yang berbasis teori probabilitas Bayes. LDA dirancang untuk dokumen dalam jumlah besar. Dengan menggunakan inference techniques Gibbs Sampling, LDA dapat tetap efisien bahkan ketika memproses ribuan hingga jutaan dokumen. Menentukan jumlah topik model LDA yang tepat dan topik yang dihasilkan sulit untuk diinterpretasikan, topik yang dihasilkan belum dapat digunakan secara langsung untuk menganalisa fitur. Data komentar pengguna yang diolah menggunakan model LDA menghasilkan data tidak seimbang, hal ini akan menimbulkan masalah dalam klasifikasi. Proses klasifikasi topik hasil dari pengolahan LDA diperlukan karena untuk memahami, menganalisis, dan mengelompokkan data berdasarkan karakteristik tertentu. Dalam konteks fintech, klasifikasi membantu mengelompokkan komentar pengguna berdasarkan topik. Algoritma CNN dapat mengidentifikasi frasa penting dalam teks. CNN mampu menangkap pola dalam data ini sehingga membantu CNN memahami konteks kata berdasarkan posisi dan hubungan semantik.

1.3 Perumusan Masalah

Komentar Pengguna Fintech perlu ditangani dengan mendeteksi dan menyelesaikan secepat mungkin agar tidak menjadi masalah bagi pelanggan dan juga bagi calon pelanggan. Penyedia layanan perlu menggali fitur apa saja yang menjadi keluhan pelanggan, dan fitur apa yang akan dikembangkan berdasarkan ulasan pelanggan diusulkan pengembangan fitur FinTech berdasarkan ulasan pengguna dengan menggunakan metode probabilistik pada algoritma LDA.

Dalam beberapa penelitian, algoritma ROS-NCL digunakan untuk melakukan klasifikasi data tidak seimbang. Algoritma ini memungkinkan untuk digunakan dengan LDA-CNN untuk menghasilkan klasifikasi dengan tingkat akurasi yang tinggi.

Penggabungan LDA-ROS-NCL-CNN perlu dirumuskan agar dapat menghasilkan model analitik untuk menganalisis komentar pengguna layanan aplikasi Fintech dengan klasifikasi topik sehingga menghasilkan fitur yang dapat disarankan untuk pengelola layanan Fintech.

Tingkat akurasi gabungan LDA-ROS-NCL-CNN perlu diukur agar layak digunakan sebagai model analitik pengembangan fitur layanan Fintech.

1.4 Maksud dan Tujuan Penelitian

Mengembangkan model analitik gabungan algoritma LDA-ROS-NCL-CNN untuk menganalisis komentar pengguna layanan aplikasi Fintech dan mengklasifikasikan topik ulasan, sehingga menghasilkan fitur baru yang relevan kepada penyedia layanan Fintech dengan tahapan sebagai berikut:

1. Mengembangkan metode untuk mengidentifikasi topik keluhan pengguna layanan Fintech berdasarkan ulasan mereka menggunakan algoritma Latent Dirichlet Allocation (LDA).
2. Menerapkan algoritma RandomOverSampler (ROS) dan Neighbourhood Cleaning Rule (NCL) untuk menangani masalah data tidak seimbang, sehingga meningkatkan kualitas data untuk klasifikasi.

3. Menentukan tingkat akurasi model gabungan LDA-ROS-NCL-CNN untuk memastikan kelayakan dan efektivitasnya sebagai alat analitik pengembangan fitur layanan Fintech. Evaluasi model menggunakan matrik akurasi, precision, recall, f1-score, dan support untuk menilai efektivitas model.

1.5 Kebaruan dan Orisinalitas

Model analitika LDA-CNN digabung dengan model ROS-NCL dalam kerangka Data Sciences dan *Machine learning* berbasis Big Data untuk mengembangkan fitur pada Fintech berdasarkan komentar pengguna melalui Play Store. Metode LDA digunakan untuk identifikasi topik, sedangkan model CNN digunakan untuk membangun fitur Fintech berdasarkan topik yang dihasilkan dari LDA. Domain objek pada Fitur Fintech untuk mengelola keuangan menggunakan komentar pengguna melalui Play Store.

Fenomena saat ini Fitur Fintech yang diidentifikasi menggunakan komentar pengguna untuk menghasilkan topik sebagai dasar membangun fitur belum menggunakan metode atau model dengan memperhatikan faktor probabilitas, sehingga penggunaan model klasifikasi CNN belum menghasilkan fitur dengan akurasi yang optimal sebesar 94.66%.

Fenomena baru pada Fitur Fintech yang diidentifikasi menggunakan komentar pengguna untuk menghasilkan topik sebagai dasar membangun fitur menggunakan metode atau model generatif probabilistik dapat menciptakan cara baru dalam mengelola layanan keuangan yang membuatnya inovatif dan efektif.

Kebaruan penelitian ini pada Model Analitika LDA-ROS-NCL-CNN untuk membangun fitur pada Fintech berdasarkan fenomena yang baru. Penggabungan algoritma LDA-ROS-NCL-CNN. Penambahan ROS-NCL untuk mengisi kesenjangan pada proses pra pengolahan dan klasifikasi dapat meningkatkan kinerja data berlabel.

1.6 Manfaat Penelitian

Penelitian ini memperluas pemanfaatan LDA dalam konteks ekstraksi topik sebagai fitur utama dari teks berbahasa alami, khususnya komentar pengguna dalam fintech. Dengan mengintegrasikan LDA dan CNN, penelitian ini menunjukkan bahwa hasil topik tidak hanya berfungsi untuk eksplorasi, tetapi juga sebagai fitur klasifikasi yang kuat.

Pendekatan gabungan LDA-CNN dimanfaatkan untuk klasifikasi fitur layanan berbasis komentar pengguna, sehingga memberikan kontribusi baru pada literatur NLP dan klasifikasi berbasis topik.

1.7 Pembatasan Masalah

Penelitian ini menggunakan data Fintech yang ada di Indonesia, model dan kerangka analitik dibangun menggunakan *machine learning*.

1.8 Urgensi Penelitian

Tingginya keluhan pengguna fintech yang tidak teridentifikasi secara sistematis. Meskipun pertumbuhan aplikasi fintech di Indonesia sangat pesat, layanan ini masih menghadapi banyak keluhan pengguna yang tercermin dari ulasan di Play Store. Namun, keluhan ini belum direspons dengan sistematis untuk meningkatkan kualitas fitur. Hal ini menjadi masalah karena keluhan yang tidak ditangani dapat menurunkan tingkat kepercayaan dan adopsi pengguna terhadap layanan fintech.

Kurangnya penelitian tentang pengembangan fitur berbasis komentar pengguna. Penelitian terdahulu lebih banyak berfokus pada adopsi Fintech dari perspektif Technology Acceptance Model dan UTAUT (misalnya, survei sikap dan niat penggunaan), bukan dari aspek pengembangan fitur layanan berbasis data nyata dari komentar pengguna. Padahal, komentar pengguna merupakan sumber insight yang kaya dan langsung untuk mengetahui kebutuhan serta ketidakpuasan pengguna.

Ketidakseimbangan data komentar yang menghambat analisis machine learning. Komentar yang tersedia bersifat tidak seimbang (imbalanced), yaitu banyak komentar dalam satu kategori/topik dan sangat sedikit pada kategori lain. Ketidakseimbangan ini berisiko besar terhadap ketepatan klasifikasi algoritma machine learning. Oleh karena itu, diperlukan metode pengolahan data yang tepat, seperti kombinasi ROS (Random Oversampling) dan NCL (Neighbourhood Cleaning Rule), untuk menghasilkan data yang lebih representative

Kebutuhan Model Analitik Terintegrasi. Belum tersedia pendekatan terpadu yang menggabungkan: LDA untuk identifikasi topik, ROS-NCL untuk penyeimbangan data, dan CNN untuk klasifikasi topik/fitur secara otomatis. Penelitian ini menawarkan kontribusi berupa penggabungan ketiga metode tersebut untuk menghasilkan model analitik yang mampu mendeteksi kebutuhan pengguna dan fitur yang perlu dikembangkan

Penelitian ini juga menekankan dua aspek kebaruan: fitur modal usaha, yang selama ini diabaikan oleh platform fintech konvensional yang hanya menyediakan pinjaman konsumtif. Fitur Keamanan, berupa opsi penghapusan data oleh pengguna yang sangat jarang tersedia di aplikasi fintech Indonesia.

1.9 Sistematika Penulisan

Secara garis besar sistematika penulisan sebagai berikut, Bagian 1 pendahuluan menjelaskan latar belakang Fintech, topik model dan fitur, Algoritma LDA, CNN, Algoritma penanganan data tidak seimbang relevansi penelitian dalam konteks Fintech dan diakhiri dengan rumusan masalah dan tujuan penelitian. Pada bagian 2 kajian pustaka yang berisi algoritma LDA untuk menentukan topik, metode pengumpulan data, pemrosesan data, normalisasi, menggunakan sastrawi dan pengujian menggunakan koherensi. Bagian 3 Metodologi penelitian yang membahas tentang tahapan penelitian dengan menggunakan algoritma LDA, ROS, NCL, dan CNN. Bagian 4 Hasil dan Pembahasan, Hasil analisis data yang telah dikumpulkan dan diolah akan disajikan dan dianalisis secara mendalam. Membahas implikasi teoritis hasil penelitian terhadap pengertian Fintech dan fitur-

fiturnya, usulan tahapan LDA. Selain itu juga dibahas mengenai implikasi manajerial yang dapat digunakan oleh pengembang aplikasi Fintech dalam mengoptimalkan fitur aplikasinya. Pada bagian 5 kesimpulan, yaitu menyusun kesimpulan berdasarkan hasil dan pembahasan.



SEKOLAH PASCASARJANA