

BAB V

SIMPULAN DAN SARAN

5.1 Simpulan

Penelitian ini mengevaluasi kualitas algoritma rekomendasi penjualan menggunakan teknik analisis *association rule mining* (ARM) dengan algoritma *Apriori*, ECLAT, dan *FP-Growth*, serta kombinasi ARM dengan metode clustering K-Means dan Gaussian Mixture Model (GMM) pada data transaksi perusahaan XYZ. Berdasarkan model evaluasi support, confidence, lift, jumlah aturan asosiasi, jumlah frequent itemsets, penggunaan memori, dan waktu eksekusi, hasil penelitian ini menunjukkan bahwa algoritma *Apriori* dan *FP-Growth* menghasilkan jumlah aturan asosiasi dan *frequent itemsets* yang identik, serta nilai *support*, *confidence*, dan *lift* yang serupa. Namun, *FP-Growth* terbukti paling efisien dalam penggunaan memori dan waktu eksekusi, menjadikannya algoritma ARM tunggal terbaik untuk data transaksi perusahaan XYZ. Jumlah *frequent itemsets* dan *rules* algoritma *FP-Growth* adalah 78 dan 43. Nilai *support*, *confidence*, dan *lift* algoritma *FP-Growth* adalah 4.74%, 68.06%, 2.38. Penggunaan memori termasuk sangat efisien dibandingkan algoritma lainnya, dengan jumlah memori sebesar 0.24 MB dan waktu eksekusi selama 0.22 detik.

Kombinasi *K-Means* dengan *Apriori* dan *FP-Growth* menunjukkan peningkatan signifikan dalam jumlah aturan asosiasi dan frequent itemsets, serta peningkatan nilai *support*, *confidence*, dan *lift* dibandingkan dengan algoritma ARM tunggal. Waktu eksekusi tetap cepat dengan penggunaan memori yang efisien, terutama untuk *FP-Growth*. Demikian juga, kombinasi GMM dengan *Apriori* dan *FP-Growth* menunjukkan peningkatan signifikan dalam jumlah aturan asosiasi dan *frequent itemsets*, serta nilai *support*, *confidence*, dan *lift* yang lebih tinggi dibandingkan dengan algoritma ARM tunggal. Secara keseluruhan, algoritma *FP-Growth* dan K—Means memiliki evaluasi terbaik. Jumlah *frequent itemsets* dan *rules* algoritma *FP-Growth* dan *K-Means* adalah 491 dan 1436. Nilai *support*, *confidence*, dan *lift* algoritma *FP-Growth* dan *K-Means* adalah 14.86%,

86.14%, 9.42. Penggunaan memori termasuk sangat efisien dibandingkan algoritma lainnya, dengan jumlah memori sebesar 1.58 MB dan waktu eksekusi selama 0.41 detik.

Secara keseluruhan, penelitian ini menunjukkan bahwa kombinasi algoritma ARM dengan metode *clustering*, baik *K-Means* maupun GMM, dapat meningkatkan kualitas model rekomendasi penjualan secara signifikan. Peningkatan ini terlihat dari jumlah aturan asosiasi yang lebih banyak, nilai *support*, *confidence*, dan *lift* yang lebih tinggi, serta jumlah *frequent itemsets* yang lebih besar dibandingkan dengan penggunaan algoritma ARM tunggal. Dengan demikian, kombinasi kedua algoritma ini menjadi pilihan terbaik dalam mengoptimalkan proses pembentukan model untuk analisis data transaksi perusahaan XYZ. Terjadi peningkatan signifikan setelah menerapkan Apriori dan *FP-Growth + clustering*. Jumlah frequent itemsets (*FP + K-Means*) dari 7 menjadi 491 (529.4%). Beberapa peningkatan algoritma kombinasi dibandingkan algoritma tunggal antara lain jumlah aturan asosiasi (*FP + K-Means*) dari 42 menjadi 1436 (3319.05%), *support* (*FP + K-Means*) dari 4.74% menjadi 14.86% (213.4%), *lift* (*AP/FP + K-Means*) dari 2.38 menjadi 9.42 (295.8%). *Confidence* (*AP/FP + GMM*) dari 68.06% menjadi 91.25% (23.19%).

Penelitian ini berhasil menerapkan model rekomendasi ke dalam *website* lokal untuk menyajikan hasil analisis dengan cara yang mudah dipahami dan digunakan oleh tim pemasaran perusahaan XYZ. Dengan memanfaatkan UI/UX yang baik pada *website*, tim pemasaran dapat memahami dan memperoleh hasil analisis dengan lebih mudah. Dengan demikian, analisis yang disajikan pada *website* dapat dimanfaatkan oleh tim pemasaran untuk mengambil keputusan yang tepat guna meningkatkan strategi penjualan dan pemasaran perusahaan XYZ.

5.2 Saran

Penelitian selanjutnya dapat terus dilakukan untuk meningkatkan kualitas dan performa model rekomendasi berbasis *association rule mining*. Berdasarkan hasil penelitian ini, terdapat beberapa saran untuk penelitian selanjutnya, antara lain:

1. Menerapkan *minimum support* dan *minimum confidence* yang bervariasi untuk memperoleh jumlah aturan asosiasi, waktu eksekusi, dan evaluasi yang lebih baik. Penurunan nilai *minimum support* dan *minimum confidence* dapat meningkatkan kualitas aturan asosiasi.
2. Menggunakan metode ARM lainnya, seperti CARMA (*Classification based on Associations, Rules, and Multiple Alignments*), MBA (*Maximal Bicluster Acquisition*), SPAM (*Sequential Pattern Mining*), dan lain lain untuk menghasilkan aturan asosiasi yang berkualitas sesuai karakteristik data transaksi yang digunakan.
3. Menggunakan metode *clustering* lainnya, seperti DB-SCAN, OPTICS, *Mean Shift Clustering*, dan lain lain untuk mencari metode *clustering* yang paling sesuai dengan data transaksi yang digunakan.
4. Menggunakan metode pencarian kluster optimal lainnya untuk *K-Means*, seperti *silhouette score*, *gap statistics*, dan *dunn index* untuk memperoleh nilai kluster optimal yang bervariasi. Dalam mencari kluster optimal untuk GMM, dapat diimplementasikan juga *BIC-Adjusted* dimana metode ini merupakan variasi dari BIC yang digunakan oleh penelitian ini.

