

Implementasi Asosiasi Rule Mining Untuk Menentukan Pola Kombinasi Bahan Pada Resep Makanan Khas Jawa Tengah dengan Algoritma Apriori

Guningsih¹, Eri Zuliarso²

^{1,2} Universitas Stikubank Semarang

e-mail: emailgundul@gmail.com, eri299@edu.unisbank.ac.id

ABSTRAK

Setiap daerah di Indonesia memiliki ciri khas masakan daerah masing-masing dengan kombinasi bahan/bumbu yang berbeda-beda. Pengetahuan mengenai kombasi bahan/bumbu ini dapat ditanyakan pada penduduk daerah atau ahli masak dalam daerah tersebut. Namun, hal tersebut dinilai kurang efektif untuk daerah yang berlokasi jauh karena harus datang langsung ke daerah tersebut untuk menemukan ahli masak daerah tersebut. Padahal resep berbagai masakan khas baik daerah Indonesia maupun di dunia banyak tersedia di internet.

Website *cookpad.com* merupakan tempat sharing resep masakan oleh pengguna internet yang dapat dimanfaatkan untuk menemukan kombinasi bahan dalam suatu resep makanan. Kombinasi bahan tersebut dapat diperoleh dengan tehnik data mining asosiasi. Pada umumnya, teknik asosiasi diterapkan untuk menganalisa transaksi penjualan untuk melihat pola hubungan antar barang yang dibeli secara bersamaan. Tehnik asosiasi ini juga dapat diterapkan untuk dataset jenis lain. Pada suatu resep makanan terdapat beberapa bahan seperti tempe, garam, gula, kunyit, dst. Pada penelitian ini melakukan pengambilan data dari resep masakan khas Jawa Tengah. Nilai minimum support=0,2 dan minimum confidence=0,7. Aturan yang dihasilkan ada 285 buah dengan kombinasi yang berbeda.

Kata Kunci: Data Mining, Asosiasi, Market Basket Analysis, Algoritma Apriori

1. PENDAHULUAN

Setiap daerah memiliki ciri khas masakan daerah masing-masing dengan kombinasi bahan/bumbu yang berbeda-beda. Untuk mengetahui kombinasi resep ini dapat digali menggunakan data mining untuk menemukan kombinasi bahan yang sering muncul dalam suatu resep makanan. Pada umumnya, teknik asosiasi diterapkan untuk menganalisa transaksi penjualan untuk melihat pola hubungan antar barang yang dibeli secara bersamaan. Tehnik asosiasi ini juga dapat diterapkan untuk dataset jenis lain. Pada suatu resep makanan terdapat beberapa bahan seperti tempe, garam, gula, dan kunyit. Dengan teknik asosiasi ini akan dicari kombinasi bahan yang sering muncul dalam sekelompok resep. Jika beberapa resep dibatasi berdasarkan daerahnya, misal masakan khas Pati, maka pola yang ditemukan dapat menampilkan bahan-bahan yang sering dipakai dan mendeskripsikan ciri khas dalam masakan khas Pati tersebut. Dalam penelitian ini teknik asosiasi dilakukan untuk melihat bahan yang sering muncul dalam sekelompok masakan daerah Jawa Tengah untuk menemukan ciri khas dalam masakan daerah tersebut. Penelitian menggunakan 200 data dan bahasa pemrograman R.

2. TINJAUAN PUSTAKA

Algoritma Apriori digunakan untuk membandingkan dan memberikan rekomendasi penjualan buku[1]. Untuk menyediakan sistem rekomendasi yang lebih baik, selain berdasarkan kaidah asosiasi penjualan buku juga berdasarkan pada ketertarikan pemakai, preferensi pemakai lain, dan rating produk tersebut. Penelitian [2] menggunakan analisa asosiasi untuk mencari pola kombinasi bahan resep masakan Banjar. Dari pengujian didapatkan 9 pola asosiasi dengan nilai ideal minimum support adalah 0.10 dan nilai confidence yaitu 0.9. Sedangkan penelitian [3] menggunakan algoritma apriori untuk membentuk kombinasi item produk dari himpunan data transaksi pembelian. Eksperimen menggunakan piranti lunak Weka dengan harga minimum support 0.85 dan harga minimum confidence 0.90.

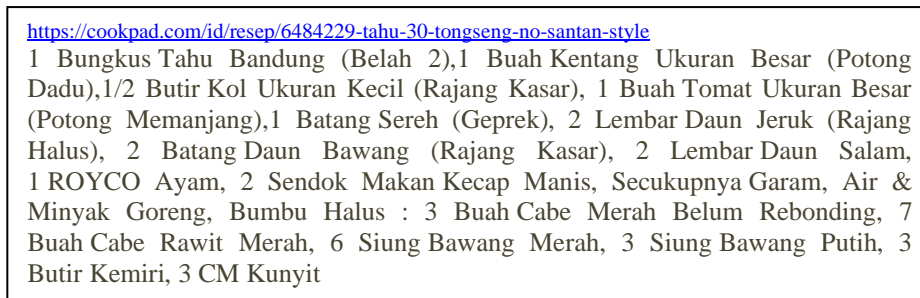
3. METODE PENELITIAN

Penelitian dilaksanakan dalam beberapa tahap yaitu: pengumpulan data, pemrosesan data, pencarian aturan asosiasi, implementasi asosiasi. Pengumpulan data dilakukan dengan mengambil data dari situs *cookpad.com*.

Selanjutnya data resep yang telah dikumpulkan akan melalui beberapa tahap prapemrosesan, yaitu:

3.1. Ekstraksi bahan (*ingredient*)

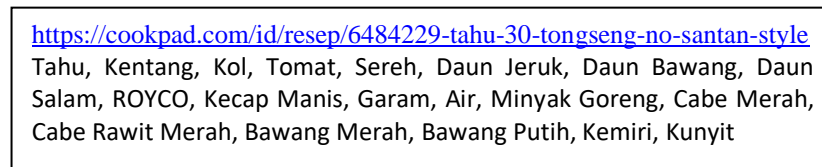
Setelah data didapatkan, langkah selanjutnya ialah mengambil data informasi bahan makanan dari resep yang akan digunakan. Hanya informasi bahan yang digunakan, mengenai langkah-langkah memasak diabaikan. Berikut contoh data bahan makanan yang didapat yaitu:



Gambar 1 Data bahan masakan sebelum di cleaning

3.2. Cleaning data

Pada tahap ini, dilakukan pembuangan karakter non huruf, pembuangan stopwords yang dimodifikasi untuk data resep, serta penyeragaman ejaan dan istilah.



Gambar 2 Data bahan masakan setelah di cleaning

3.3. Pencarian aturan asosiasi

Algoritma apriori adalah algoritma dasar untuk menemukan frequent itemset yang diperkenalkan oleh Agrawal dan Srikant[4]. Suatu asosiasi dikatakan penting atau tidak dapat diketahui dengan cara mencari nilai penunjang (support) dan nilai kepastian (confidence). Setelah menemukan frequent itemset, untuk menggali informasi maka algoritma kemudian meneliti knowledge dan frequent item sebelumnya.

Tahapan algoritma apriori sebagai berikut:

1. Pembentukan kandidat *itemset*, kandidat *k-itemset* dibentuk dari kombinasi (*k-1*)-*itemset* yang didapat dari iterasi sebelumnya. Satu cara dari algoritma apriori adalah adanya pemangkasan kandidat *k-itemset* yang *subset*-nya yang berisi *k-1* item tidak termasuk dalam pola frekuensi tinggi dengan panjang *k*-
2. Penghitungan *support* dari tiap kandidat *k-itemset*. *Support* dari tiap kandidat *k-itemset* didapat dengan *menscan database* untuk menghitung jumlah transaksi yang memuat semua *item* didalam kandidat *k-itemset* tersebut. Ini adalah juga ciri dari algoritma apriori dimana diperlukan penghitungan dengan cara seluruh *database* sebanyak *k-itemset* terpanjang.
3. Tetapkan pola frekuensi tinggi. Pola frekuensi tinggi yang memuat *k item* atau *k-itemset* ditetapkan dari kandidat *k-itemset* yang *support*-nya lebih besar dari minimum *support*.
4. Bila tidak didapat pola frekuensi tinggi baru maka seluruh proses dihentikan. Bila tidak, maka *k* ditambah satu dan kembali bagian 1.

4. HASIL DAN PEMBAHASAN

4.1. Pembentukan rules apriori

Berikutnya adalah menjalankan kode apriori, dalam penelitian ini menggunakan nilai support sebanyak 0.2 dan nilai confidence 0.7 dengan cara sebagai berikut:

```
association.rules <- apriori(tr, parameter = list (sup = 0.2, conf = 0.7, target="rules", minlen=2)
```

Pengolahan parameter apriori dengan nilai support=0.2 dan confidence=0.7 menghasilkan rules 285 rules. Setelah proses apriori menghasilkan rules maka dapat ditampilkan pada gambar 3.1.

```
> inspect(association.rules)
```

	lhs	rhs	support	confidence	lift	count
[1]	{gula merah}	=> {garam}	0.21	0.91	1.06	42
[2]	{daun bawang}	=> {garam}	0.22	0.96	1.11	44
[3]	{daun bawang}	=> {bawang putih}	0.21	0.91	1.09	42
[4]	{kunyit}	=> {bawang merah}	0.20	0.93	1.33	40
[5]	{kunyit}	=> {bawang putih}	0.21	0.98	1.17	42
[6]	{kecap}	=> {garam}	0.22	0.88	1.02	44
[7]	{kecap}	=> {bawang putih}	0.24	0.96	1.15	48
[8]	{jaje}	=> {bawang merah}	0.21	0.91	1.31	43
[9]	{jaje}	=> {bawang putih}	0.22	0.96	1.15	45
[10]	{minyak goreng}	=> {bawang merah}	0.23	0.84	1.19	46
[11]	{minyak goreng}	=> {garam}	0.26	0.95	1.10	52
[12]	{minyak goreng}	=> {bawang putih}	0.27	0.98	1.18	54
[13]	{ketumbar}	=> {kemiri}	0.21	0.74	2.02	42

Gambar 3 Hasil Pengolahan Apriori Rules

4.2. Menghapus aturan yang berlebihan

Selanjutnya proses redundancy, `is.redundant(association.rules)` digunakan untuk mencari rules yang berlebihan dan aturan yang memiliki makna hampir sama. `inspect(association.rules[!is.redundant(association.rules)])` digunakan untuk menampilkan rules yang sudah diseleksi. Pada gambar 4 ditampilkan hasil redundancy untuk menghapus aturan yang berlebihan.

`is.redundant(association.rules)`

```
> is.redundant(association.rules)
```

[1]	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE
[15]	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE
[29]	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE
[43]	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE
[57]	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE	FALSE

Gambar 4 Menghapus aturan yang berlebihan

Pada gambar 5 ditampilkan hasil rules yang sudah diseleksi.

`inspect(association.rules[!is.redundant(association.rules)])`

```
> inspect(association.rules[!is.redundant(association.rules)])
```

	lhs	rhs	support	confidence	lift	count
[1]	{bawang merah,ketumbar}	=> {kemiri}	0.200	0.8163265	2.236511	40
[2]	{bawang merah,bawang putih,garam,sereh}	=> {daun salam}	0.230	0.9200000	2.067416	46
[3]	{bawang merah,ketumbar}	=> {lengkuas}	0.200	0.8163265	2.066649	40
[4]	{bawang merah,bawang putih,sereh}	=> {daun salam}	0.255	0.9107143	2.046549	51
[5]	{bawang putih,lengkuas,sereh}	=> {daun salam}	0.200	0.9090909	2.042901	40
[6]	{bawang putih,garam,sereh}	=> {daun salam}	0.240	0.9056604	2.035192	48
[7]	{bawang merah,garam,sereh}	=> {daun salam}	0.230	0.9019608	2.026878	46
[8]	{ketumbar}	=> {kemiri}	0.210	0.7368421	2.018745	42

Gambar 5 Rules yang sudah diseleksi

4.3. Mencari aturan pengaruh pembelian suatu item

Jika ingin mengerjakan bahan tertentu atau mengetahui pengaruh suatu item pada pembelian item selanjutnya dapat menggunakan opsi penampilan dalam perintah apriori. Penampilan memberi opsi untuk mengatur LHS (Left Hand Side) dan RHS (Right Hand Side) dari aturan. Misalnya diinginkan menemukan apa yang pelanggan beli sebelum membeli “ayam” dapat menggunakan cara sebagai berikut:

```
ayam.association.rules <- apriori(tr, parameter = list (supp=0.02, conf=0.1),appearance = list (default="lhs",rhs="ayam"))
```

Pengujian menggunakan support 0,02(2%) dan confidence 0,1(10%) untuk menemukan kombinasi bahan ayam. Pada gambar 6 ditampilkan bahan yang muncul jika kita mempunyai ayam:

`inspect(ayam.association.rules)`

```

> ayam.association.rules
set of 30 rules
> inspect(ayam.association.rules)

```

	lhs	rhs	support	confidence	lift	count
[1]	{bawang merah,garam,telur}	=> {ayam}	0.020	0.3076923	7.692308	4
[2]	{garam,lada,telur}	=> {ayam}	0.020	0.2666667	6.666667	4
[3]	{bawang merah,telur}	=> {ayam}	0.020	0.2500000	6.250000	4
[4]	{lada,telur}	=> {ayam}	0.020	0.2352941	5.882353	4
[5]	{bawang merah,daun bawang,garam,lada}	=> {ayam}	0.020	0.2222222	5.555556	4
[6]	{bawang merah,daun bawang,lada}	=> {ayam}	0.020	0.2105263	5.263158	4
[7]	{garam,telur}	=> {ayam}	0.025	0.2083333	5.208333	5
[8]	{bawang putih,garam,telur}	=> {ayam}	0.020	0.2000000	5.000000	4
[9]	{daun bawang,garam,lada}	=> {ayam}	0.025	0.1923077	4.807692	5
[10]	{daun bawang,lada}	=> {ayam}	0.025	0.1851852	4.629630	5
[11]	{telur}	=> {ayam}	0.025	0.1785714	4.464286	5
[12]	{bawang putih,telur}	=> {ayam}	0.020	0.1739130	4.347826	4

Gambar 6 Menampilkan rules untuk bahan ayam

5. KESIMPULAN

Berdasarkan hasil pengujian yang telah dilakukan pada, maka dapat diambil kesimpulan sebagai berikut:

1. Implementasi yang dilakukan menghasilkan 285 aturan asosiasi. Penguji menggunakan 10 aturan yang mempunyai lift paling banyak. Dari 10 aturan tersebut dapat disimpulkan bahwa beberapa bahan pada resep masakan mempunyai kemampuan masing-masing dalam memberikan cita rasa pada masakan. Sereh dan daun salam sebagai penambah aroma atau penyedap pada masakan. Oleh karena itu kedua bahan tersebut sering muncul, jika hanya digunakan salah satu saja maka kelezatannya pun akan berkurang. Begitu pula ketumbar dan kemiri.
2. Bahan dasar populer pertama adalah bawang merah, bawang putih, sereh, dan daun salam. Transaksi yang populer kedua adalah bawang merah, sereh, daun salam.
3. Pola yang dihasilkan ada 285 buah, meliputi kemiri, cabe merah, garam, bawang merah, bawang putih, daun salam, santan, sereh, daun jeruk, jahe, lengkuas, kunyit, ketumbar.
4. Apapun bahan yang digunakan dalam suatu resep masakan cenderung memakai bumbu yang sama. Sehingga dapat dibentuk menjadi satu paket bumbu dapur untuk memudahkan pembeli.
5. Beberapa orang memiliki pola pemikiran bahwa apapun masakan yang akan dibuat cukup membeli paket bumbu dapur, karena kebanyakan masakan khas Jawa Tengah hanya menggunakan bahan-bahan itu saja. Implementasi ini sekaligus membuktikan pola pemikiran orang-orang dengan teori dasar data mining algoritma apriori.
6. Pembuatan graph visualisasi menggambarkan aturan asosiasi dengan grafik untuk memperjelas analisa aturan asosiasi yang terbentuk.

Saran

Adapun saran yang diberikan untuk penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Pola asosiasi pada resep masakan cenderung universal dan tidak dikelompokkan berdasarkan jenis masakan misal makanan berat, makanan ringan, jenis kue, dll. Jika support diperkecil akan menghasilkan aturan yang terlalu banyak. Maka dari itu sebaiknya dilakukan penelitian dengan model clustering untuk mendapatkan pola yang lebih efisien.
2. Terbentuknya suatu pola kombinasi pada pengujian ini dapat dilanjutkan dengan membuat suatu sistem rekomendasi. Misal jika mempunyai ayam maka akan membeli bawang merah,bawang putih,daun salam,garam,santan yang akan menghasilkan suatu masakan bernama opor ayam.

DAFTAR PUSTAKA

- [1] Guo, Y., Wang, M. and Li, X. ,2017, "Application of an improved Apriori algorithm in a mobile e-commerce recommendation system", *Industrial Management & Data Systems*, Vol. 117 No. 2, pp. 287-303. <https://doi.org/10.1108/IMDS-03-2016-0094>
- [2] Fatma Indriani (2007), Pola Asosiasi Bahan pada Resep Masakan Daerah dengan Algoritma Apriori, *Jurnal Prosiding SISFOTEK* vol 119-123
- [3] R. Riszky, and M. Sadikin, "Data Mining Menggunakan Algoritma Apriori untuk Rekomendasi Produk bagi Pelanggan," *Jurnal Teknologi dan Sistem Komputer*, vol. 7, no. 3, pp. 103-108, Jul. 2019. <https://doi.org/10.14710/jtsiskom.7.3.2019.103-108>
- [4] Agrawal, Rakesh dan Ramakrishnan Srikant ,1994, *Fast Algorithm for Mining Association Rules. California* : IBM Almaden Research Center