

# Pengelompokkan Perguruan Tinggi di Indonesia Menggunakan Algoritma BIRCH

Nur Alfa Husna\*, Mustakim Mustakim, M Afdal, Medyantiwi Rahmawita

Fakultas Sains dan Teknologi, Sistem Informasi, Universitas Islam Sultan Syarif Kasim Riau, Pekanbaru, Indonesia

Email: <sup>1</sup>\*12150321301@students.uin-suska.ac.id, <sup>2</sup>mustakim@uin-suska.ac.id, <sup>3</sup>m.afdal@uin-suska.ac.id,

<sup>4</sup>medyantiwi.rahmawita@uin-suska.ac.id

Email Penulis Korespondensi: 12150321301@students.uin-suska.ac.id

Submitted: 29/04/2025; Accepted: 31/05/2025; Published: 01/06/2025

**Abstrak**—Akreditasi saat ini menjadi fokus utama bagi semua perguruan tinggi. Setiap institusi tersebut berusaha untuk mendapatkan akreditasi unggul. Proses evaluasi dan penilaian dilakukan oleh BAN-PT didasarkan pada data yang dilaporkan oleh perguruan tinggi kepada PDDikti. Penelitian ini bertujuan untuk membantu Perguruan Tinggi dalam mencapai akreditasi unggul, dengan memberikan rekomendasi terkait atribut yang paling berpengaruh dan pengelompokkan untuk menemukan pola atau struktur data dari PDDikti. Penelitian ini menggunakan dua metode seleksi fitur AHP dan *Chi-Square* digunakan secara terpisah untuk mengidentifikasi atribut-atribut paling berpengaruh. Hasil dari masing-masing metode digunakan sebagai input fitur untuk proses clustering menggunakan algoritma BIRCH. Tujuan pendekatan ini adalah untuk mengevaluasi pengaruh pemilihan fitur dari kedua metode terhadap kualitas hasil clustering. Evaluasi dilakukan dengan menggunakan metrik Davies-Bouldin Index (DBI). Hasil penelitian menunjukkan bahwa atribut Dosen memiliki nilai eigen tertinggi dalam AHP yaitu 0.379, yang menandakan perannya yang signifikan dalam penilaian akreditasi. Sementara itu, atribut Tahun SK Pendirian memiliki nilai *Chi-Square* tertinggi sebesar 290,625 yang menunjukkan korelasi yang kuat dengan hasil akreditasi. Selain itu, berdasarkan nilai DBI cluster menunjukkan bahwa AHP lebih unggul dibanding *chi-square*, sehingga AHP dinilai lebih efektif dalam konteks ini. Dengan nilai Davies Bouldin Index (DBI) terbaik yaitu 0.73603 pada cluster 7 dengan threshold 0.05 dan branching factor 50.

**Kata Kunci:** Analytic Hierarchy Process (AHP); Balanced Iterative Reducing and Clustering Using Hierarchies (BIRCH); Chi-Square; Davies Bouldin Index (DBI); Pengelompokkan

**Abstract**—Accreditation is currently the main focus for all universities. Each institution strives to get superior accreditation. The evaluation and assessment process carried out by BAN-PT is based on data reported by universities to PDDikti. This research aims to assist universities in achieving superior accreditation, by providing recommendations regarding the most influential attributes and clustering to find patterns or data structures from PDDikti. This research uses two feature selection methods AHP and Chi-Square are used separately to identify the most influential attributes. The results of each method were used as input features for the clustering process using the BIRCH algorithm. The purpose of this approach is to evaluate the effect of feature selection from both methods on the quality of clustering results. The evaluation is done using the Davies-Bouldin Index (DBI) metric. The results showed that the Lecturer attribute has the highest eigenvalue in AHP which is 0.379, indicating its significant role in accreditation assessment. Meanwhile, the Year of Establishment Decree attribute has the highest Chi-Square value of 290.625 which indicates a strong correlation with accreditation results. In addition, based on the cluster DBI value, it shows that AHP is superior to chi-square, so AHP is considered more effective in this context. With the best Davies Bouldin Index (DBI) value of 0.73603 in cluster 7 with a threshold of 0.05 and a branching factor of 50.

**Keywords:** Analytic Hierarchy Process (AHP); Balanced Iterative Reducing and Clustering Using Hierarchies (BIRCH); Chi-Square; Davies Bouldin Index (DBI); Clustering

## 1. PENDAHULUAN

Pendidikan adalah aspek yang sangat penting untuk meraih masa depan yang lebih baik. Pendidikan juga sangat berpengaruh terhadap politik, ekonomi, dan negara [1]. Universitas adalah lembaga pendidikan tinggi yang didirikan oleh Presiden Republik Indonesia dan diselenggarakan oleh pemerintah [2]. Perguruan tinggi merupakan suatu lembaga pendidikan yang berperan menyelenggarakan pendidikan tinggi setelah jenjang menengah, serta menyelenggarakan pengajaran dan pembelajaran berdasarkan kebudayaan nasional Indonesia dengan pendekatan ilmiah [3].

Penilaian akreditasi perguruan tinggi di Indonesia dilakukan oleh Badan Akreditasi Nasional Perguruan Tinggi (BAN-PT) [4]. Proses evaluasi dan penilaian oleh BAN-PT didasarkan pada data yang dilaporkan oleh kepada PDDikti. BAN-PT meminta data tersebut kepada pengelola Pusat Data dan Informasi Pendidikan Tinggi (PDDikti) di Direktorat Jenderal Pendidikan Tinggi, Riset, dan Teknologi (Ditjen Diktiristek). Data ini kemudian digunakan untuk mengevaluasi kesesuaian dan pemenuhan kriteria tertentu, yang menjadi dasar dalam pemberian keputusan akreditasi. PDDikti bertujuan untuk menyediakan data dan informasi terkait pendidikan tinggi di Indonesia [5].

Akreditasi saat ini menjadi fokus utama bagi semua pendidikan tinggi, baik negeri maupun swasta. Setiap institusi tersebut berusaha untuk mendapatkan akreditasi yang sangat baik [6]. Pemerintah juga meningkatkan permintaan akreditasi perguruan tinggi dan mendorong pengembangan pendidikan tinggi di Indonesia. Penilaian akreditasi yang dilakukan oleh BAN-PT didasarkan pada beberapa kriteria dengan bobot yang telah ditentukan [7].

Salah satu strategi yang dapat diterapkan adalah dengan memahami atribut-atribut penting yang telah ditetapkan oleh BAN-PT dalam menilai akreditasi perguruan tinggi [8]. Atribut-atribut tersebut sebagian besar bersumber dari data yang dilaporkan ke PDDikti, sehingga data PDDikti dapat dijadikan acuan untuk menentukan atribut-atribut penting tersebut. Dengan demikian, diperlukan suatu media yang dapat membantu perguruan tinggi

dalam mengidentifikasi prioritas kriteria penilaian akreditasi dan mengklasifikasikannya secara dini menggunakan Data Mining [9].

Data mining dapat mengidentifikasi hubungan hingga model dan pola serta memberikan dukungan untuk proses pengambilan keputusan dan prediksi. Perguruan tinggi perlu berupaya mempertahankan dan meningkatkan kinerjanya untuk memastikan kelangsungan operasional serta menarik minat calon mahasiswa baru. Untuk mendorong peningkatan kualitas kinerja dan akademik, diperlukan pemetaan atau pengelompokan dengan menggunakan algoritma *Balanced Iterative Reducing and Clustering Using Hierarchies* (BIRCH) [10]. BIRCH merupakan algoritma clustering hirarkis yang dapat mengklaster data besar dengan cepat dan efisien [11][12]. Sebelum melakukan clustering, perbandingan antara beberapa kriteria perlu dilakukan untuk mengambil keputusan yang tepat [13]. Kemudian penerapan metode *Analytical Hierarchy Process* (AHP) dan *Chi-Square* dapat memberikan rekomendasi dalam mengambil keputusan [14][15][16].

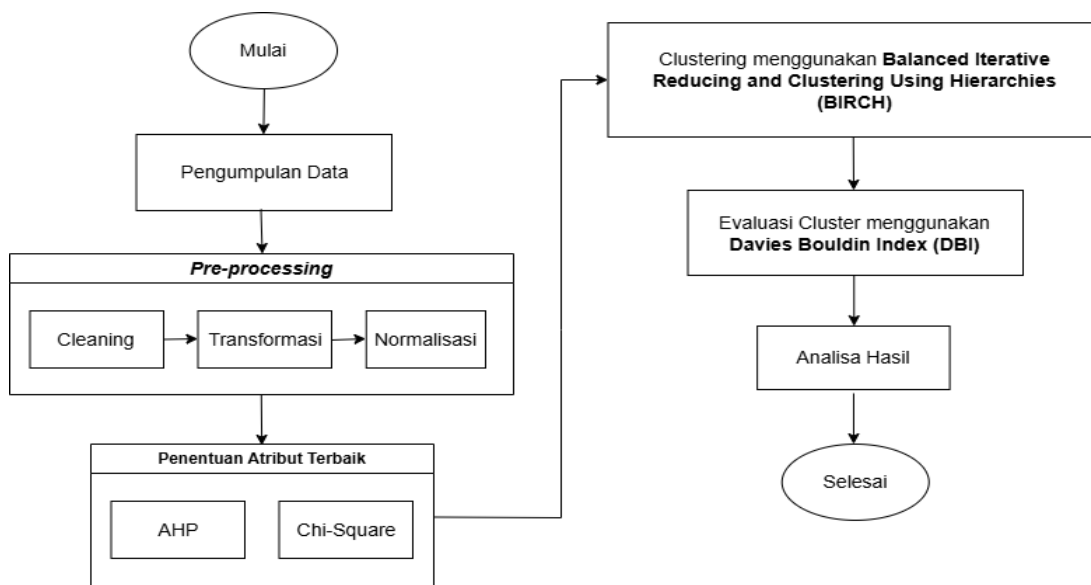
Penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Margaretha dkk (2024) menggunakan metode AHP untuk menentukan faktor kedisiplinan siswa yang paling berpengaruh, kemudian mengelompokkannya. Hasil penelitian ini menunjukkan bahwa AHP dapat memberikan rekomendasi [17]. Selanjutnya penelitian Umairah dkk (2014), terkait penentuan pola kepuasan masyarakat dalam pengurusan dokumen di Dinas Kependudukan. Penelitian ini menggunakan *Chi-Square* untuk seleksi fitur yang menemukan pola prioritas. Hasil yang diperoleh *chi-square* memberikan 5 fitur yang sangat berpengaruh dari 24 unsur pelayanan [18].

Dalam penelitian ini, AHP dan *Chi-Square* digunakan sebagai metode seleksi fitur sebelum proses clustering. AHP memberikan bobot berdasarkan preferensi pakar terhadap fitur, sementara *Chi-Square* mengevaluasi kekuatan asosiasi antar fitur secara statistik. Masing-masing subset fitur yang dihasilkan akan digunakan sebagai input bagi algoritma clustering BIRCH. Hasil clustering kemudian dievaluasi untuk menilai pengaruh kedua metode seleksi fitur terhadap kualitas klasterisasi. Penelitian ini memiliki kebaruan dari dataset yang digunakan, yaitu berdasarkan data PDDikti yang masih sangat jarang digunakan pada penelitian-penelitian sebelumnya. Dengan ruang lingkup penelitian yang menganalisis 569 perguruan tinggi di Indonesia memberikan perspektif yang lebih luas dan komprehensif dibandingkan penelitian-penelitian sebelumnya. Dengan pendekatan tersebut, diharapkan penelitian ini dapat berkontribusi bagi perguruan tinggi di Indonesia dalam upaya meningkatkan akreditasi.

## 2. METODOLOGI PENELITIAN

### 2.1 Metodologi Penelitian

Penelitian ini terdiri dari beberapa tahap yang perlu dilalui untuk memperoleh hasil yang diharapkan. Tahapan-tahapan ini dirancang untuk memudahkan proses analisis. Secara keseluruhan, tahapan-tahapan tersebut digambarkan dalam sebuah diagram alir yang mencakup proses mulai dari pengumpulan data hingga analisis hasil. Metodologi penelitian terdapat pada Gambar 1.



Gambar 1. Metodologi Penelitian

### 2.2 Pengumpulan Data

Data yang digunakan pada penelitian ini adalah data Perguruan Tinggi di Indonesia baik Negeri dan Swasta. Data ini terdiri dari 569 Perguruan Tinggi berdasarkan akreditasi unggul dan baik sekali dengan 7 atribut yang telah divalidasi oleh pakar.

### 2.3 Preprocessing Data

Langkah selanjutnya yang akan dilakukan setelah data diperoleh yaitu *preprocessing*, yang terdiri dari *cleaning*, *transformation*, dan *normalization*. Data mentah awalnya dibersihkan dengan menghilangkan duplikasi data, inkonsisten data dan data kosong. Tahap berikutnya adalah melakukan transformasi untuk mengonversi data terpilih ke dalam bentuk angka, sehingga data sesuai dan dapat digunakan dalam proses data mining. Langkah terakhir dalam preprocessing data adalah normalisasi, yang bertujuan untuk menyamakan skala angka agar data menjadi seragam. Hal ini dilakukan untuk memudahkan model dalam mengolah data.

### 2.4 Penentuan Atribut Terbaik

Pada tahap ini, penelitian fokus pada penentuan kriteria yang paling berprioritas pada 7 kriteria, yang telah divalidasi oleh pakar akademik dan pakar akreditasi dalam penilaian akreditasi. Metode yang diterapkan yaitu AHP dan *Chi-Square*.

#### a. Analytical Hierarchy Process (AHP)

AHP adalah metode pengambil keputusan terstruktur yang digunakan dalam menangani masalah kompleks dan melibatkan banyak kriteria, tujuan, dan faktor. Metode ini memberikan pendekatan sistematis dalam memprioritaskan alternatif dengan membagi keputusan ke dalam struktur hirarki dan memberikan bobot pada setiap faktor berdasarkan tingkat kepentingannya [19]. AHP menyediakan kerangka kerja yang logis dan sistematis untuk merancang masalah keputusan, serta mengidentifikasi dan mengevaluasi setiap elemennya [20]. Metode ini menggunakan bobot dalam penilaian sebagai acuan dalam proses pengambilan keputusan oleh seorang pakar. Skala penilaian dalam AHP mengacu pada penelitian yang dilakukan oleh *Saaty* yang terdapat pada Tabel 1 [21].

**Tabel 1.** Skala Penilaian Perbandingan Berpasangan

Intensitas	Keterangan	Penjelasan
1	Kedua elemen sama penting	Kedua elemen memiliki pengaruh yang sama besar
3	Salah satu dari elemen sedikit lebih penting	Pengalaman dan penilaian memberikan dukungan yang terbatas terhadap satu elemen dibandingkan dengan elemen lainnya.
5	Salah satu dari elemen jelas lebih penting	Pengalaman dan penilaian memberikan dukungan yang sangat kuat terhadap satu elemen dibandingkan dengan lainnya.
7	Salah satu dari elemen sangat jelas lebih penting	Sebuah elemen kokoh yang didukung dan terlihat dominan dalam praktik.
9	Salah satu dari elemen paling lebih penting	Bukti yang mendukung satu elemen terhadap elemen lainnya memiliki tingkat penegasan yang sangat kuat dan dapat memperkuat argumen.
2,4,6,8	Apabila ada keraguan di antara kedua nilai yang berdekatan	Nilai diberikan ketika terdapat dua kompromi antara dua pilihan.
Kebalikan	Jika aktivitas i memperoleh satu angka dibandingkan dengan aktivitas j, maka j memiliki nilai yang berlawanan dengan nilai i.	

#### b. Chi-Square

Chi-Square merupakan metode uji komparatif non-parametrik yang digunakan untuk menganalisis dua variabel dengan skala data nominal atau ordinal. Apabila salah satu dari kedua variabel memiliki skala nominal, maka pengujian chi-square dilakukan berdasarkan skala data yang paling rendah [22]. Analisis *chi-square* diterapkan dengan membuat hipotesis apakah terdapat perbedaan yang signifikan antara frekuensi data yang diamati dengan frekuensi data yang diharapkan. Teknik analisis yang dilakukan adalah dengan menguji perbedaan antara frekuensi yang diobservasi ( $O_i$ ) dengan frekuensi yang diharapkan ( $E_i$ ) [23]. Rumus *Chi-Square* :

$$X^2 = \sum \frac{(F_o - F_e)^2}{F_e} \tag{1}$$

### 2.5 Balanced Iterative Reducing and Clustering Using Hierarchies (BIRCH)

BIRCH adalah algoritma pengelompokan berbasis hirarki yang bekerja secara berulang. Algoritma ini dirancang untuk melakukan proses pengelompokan hanya dengan satu kali pemindaian data, sehingga menghasilkan pengelompokan yang efisien dan akurat [24]. Keunggulan utama BIRCH terletak pada kemampuannya untuk menangani kumpulan data yang besar dengan cepat dan tetap optimal meskipun menggunakan sumber daya memori yang terbatas [25].

Struktur data dalam BIRCH menyerupai pohon B+ yang seimbang, yang dikenal sebagai Clustering Feature Tree (CF Tree). Dalam struktur ini, setiap node terdiri dari sejumlah fitur clustering yang disusun secara bertingkat



hingga mencapai node daun. Node daun juga menyimpan beberapa Fitur Clustering (CF), sedangkan node non-daun memiliki penunjuk yang mengarah ke tingkat berikutnya dalam hirarki [26]. Selain itu, semua node daun saling terhubung melalui struktur data *double linked list*. Secara default, BIRCH menggunakan jarak *Euclidean* untuk menentukan kedekatan antara titik-titik data dan membentuk cluster dalam struktur CF-Tree.

$$d(A, B) = \sqrt{\sum_{i=1}^d (A_i - B_i)^2} \tag{2}$$

### 2.6 Davies Bouldin Index (DBI)

DBI merupakan salah satu metode yang dapat mengevaluasi kualitas dari hasil pengelompokan dengan mengukur kemiripan antar cluster. Nilai DBI yang lebih rendah menunjukkan cluster yang terpisah dengan baik dan kompak, sedangkan nilai yang lebih tinggi menunjukkan kinerja clustering yang kurang optimal [27]. Dalam tes DBI, nilai yang mendekati 0 menandakan hasil pengelompokan yang lebih baik. Sebaliknya, nilai DBI yang lebih tinggi atau positif menunjukkan bahwa kinerja pengelompokan kurang optimal. Indeks DBI ditentukan dengan menghitung jumlah rasio maksimum antara cluster dan membaginya dengan jumlah total cluster [28]. Formula DBI melibatkan perbandingan antara dispersi di dalam cluster ( $\sigma$ ) dan jarak antara cluster ( $d_{ij}$ ). Maka untuk mengukur nilai DBI, kita dapat menggunakan persamaan.

$$DB = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \max_{j \neq i} \left( \frac{\sigma_i + \sigma_j}{d_{ij}} \right) \tag{3}$$

## 3. HASIL DAN PEMBAHASAN

### 3.1 Proses Pengumpulan Data

Penelitian ini menggunakan 569 data Perguruan Tinggi di Indonesia yang diperoleh dari situs PDDikti. Data tersebut disajikan pada Tabel 2.

Tabel 2. Data Pakai

NO	PT	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7
1	PT01	34	53.63%	Rp250.000 - 16.650.000	2000	550	1.062	278
2	PT02	63	56.01%	Rp275.000 - 21.600.000	2017	10.232	1.928	597
3	PT03	26	51.73%	Rp500.000 - 3.000.000	2011	3.056	712	243
4	PT04	73	57.63%	Rp1 - 15.000.000	2004	20.221	3.546	742
5	PT05	230	63.64%	Rp465.500 - 283.400.000	2010	445	111	51
6	PT06	17	36.72%	Rp960.000- 15.550.000	2008	2.097	198	43
7	PT07	13	65.18%	Rp1.000.000 - 12.000.000	2015	4.704	518	185
8	PT08	45	72.91%	Rp100.000 - 27.500.000	1979	8.226	1.864	452
9	PT09	198	69.11%	Rp500.000 - 45.000.00	1965	31.285	3.955	2.075
10	PT10	66	40.88%	Rp600.000 - 15.000.000	2014	11.906	1.163	545
11	...	...	...	...	...	...	...	...
569	PT569	98	78.09%	Rp.500.000 - Rp.30.000.000	2012	13.928	819	723

Tabel 1 menunjukkan data yang diperoleh dari PDDikti memiliki 7 atribut yaitu (A1) Jumlah Program Studi, (A2) Persentase Lulusan, (A3) Biaya Pendidikan, (A4) Tahun SK Pendirian, (A5) Mahasiswa Terdaftar, (A6) Lulusan dan (A7) Dosen.

### 3.2 Preprocessing Data

Tahap selanjutnya yaitu preprocessing data yang melibatkan tiga proses yaitu cleaning, transformation dan normalization data. Transformasi data dilakukan setelah proses cleaning data, dimana tahap ini akan mengkategorisasi data pada setiap kriteria berdasarkan Skala Ordinal. Setelah dilakukan transformasi data, Selanjutnya, melakukan normalisasi menggunakan rumus min-max normalization. Dimana nilai-nilai atribut (kolom) diskalakan ke dalam rentang 0-1. Untuk itu, terlebih dahulu tentukan nilai maksimal dan nilai minimal setiap kriteria sebelum dilakukan normalisasi. Setelah nilai maksimal dan nilai minimal didapat, selanjutnya dilakukan normalisasi pada data yang sudah dilakukan transformasi kategorisasi. Hasil normalisasi disajikan pada Tabel 3.

Tabel 3. Hasil Normalisasi

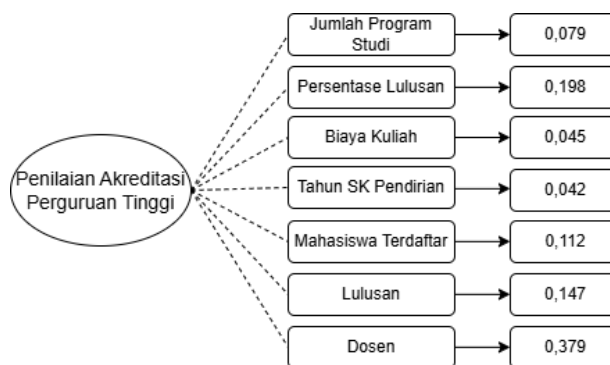
NO	PT	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7
1	PT01	0,0000	1,0000	0,0909	1,0000	0,1667	0,0000	0,6667
2	PT02	0,0000	0,6656	0,0909	1,0000	0,3333	0,3333	0,6667
3	PT03	0,0000	0,6656	0,1818	1,0000	0,3333	1,0000	0,6667

4	PT04	0,0000	1,0000	0,0000	0,0000	0,1667	0,0000	0,3333
5	PT05	0,0000	1,0000	0,1818	0,6667	0,1667	0,3333	0,3333
6	PT06	0,5000	0,6656	0,0909	1,0000	0,3333	1,0000	0,6667
7	PT07	1,0000	1,0000	0,0000	0,3333	0,3333	0,3333	0,3333
8	PT08	0,0000	1,0000	0,0000	1,0000		1,0000	1,0000
9	PT09	1,0000	1,0000	0,2727	1,0000	0,1667	0,3333	0,6667
10	PT10	0,0000	1,0000	0,0909	1,0000	0,1667	0,0000	0,6667
11	...	...	...	...	...	...	...	...
569	PT569	0,0000	0,6656	0,2727	0,3333	0,1667	0,0000	1,0000

3.3 Penentuan Atribut Terbaik

a. Analytical Hierarchy Process (AHP)

Metode ini digunakan untuk mendukung pengambilan keputusan dengan menentukan atribut terbaik berdasarkan beberapa kriteria. Metode ini sangat cocok digunakan dalam proses pengambilan keputusan untuk memprediksi faktor-faktor penting dalam penilaian akreditasi berdasarkan 7 kriteria yang telah ditentukan. Skala perbandingan berpasangan yang membandingkan setiap atribut atau kriteria memberikan dasar yang penting untuk penilaian ahli. Penilaian bobot pada penelitian ini akan dilakukan oleh 2 orang pakar, yaitu pakar akademik dan pakar akreditasi. Struktur hirarki berdasarkan kriteria diilustrasikan pada Gambar 2.



Gambar 2. Hirarki AHP Penilaian Akreditasi

Langkah selanjutnya yaitu membuat matriks perbandingan berpasangan yang digunakan untuk menilai kontribusi relatif atau tingkat pengaruh masing-masing komponen terhadap setiap tujuan kriteria yang berada di tingkat hierarki lebih tinggi. Perbandingan ini berdasarkan “pendapat” dari 2 pakar yang mengambil keputusan mengenai seberapa penting suatu aspek dibandingkan dengan aspek lainnya. Nilai-nilai hasil perbandingan kriteria yang diperoleh melalui kuesioner kemudian dimasukkan ke dalam matriks kriteria. Hasil nilai perbandingan berpasangan oleh pakar dapat dilihat pada Tabel 4 dan Tabel 5.

Tabel 4. Perbandingan Berpasangan Kriteria Desimal (Pakar 1)

Kriteria	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7
A1	1,00	0,33	2,00	3,00	0,33	0,20	0,20
A2	3,00	1,00	5,00	5,00	2,00	3,00	0,20
A3	0,50	0,20	1,00	2,00	0,33	0,33	0,20
A4	0,33	0,20	0,50	1,00	0,33	0,50	0,14
A5	3,00	0,50	3,00	3,00	1,00	0,33	0,20
A6	5,00	0,33	3,00	2,00	3,00	1,00	0,33
A7	5,00	5,00	5,00	7,00	5,00	3,00	1,00

Tabel 5. Perbandingan Berpasangan Kriteria Desimal (Pakar 2)

Kriteria	A1	A2	A3	A4	A5	A6	A7
A1	1,00	0,33	2,00	3,00	0,33	0,20	0,20
A2	3,00	1,00	5,00	5,00	2,00	3,00	0,20
A3	0,50	0,20	1,00	2,00	0,33	0,33	0,20
A4	0,33	0,20	0,50	1,00	0,33	0,50	0,14
A5	3,00	0,50	3,00	3,00	1,00	0,33	0,20
A6	5,00	0,33	3,00	2,00	3,00	1,00	0,33
A7	5,00	5,00	5,00	7,00	5,00	3,00	1,00

Setelah matriks kriteria terbentuk, nilai matriks kriteria per kolom atau *eigen value* dihitung dengan membagi setiap nilai dari kolom dengan total nilai pada setiap kolom tersebut, yang didapat dari proses penjumlahan angka dari setiap baris dan kolom tersebut. Setelah perhitungan selesai, nilai matriks kriteria per kolom, nilai eigen untuk setiap baris, dan nilai prioritas untuk setiap kriteria, hasilnya ditunjukkan pada Tabel 6.

**Tabel 6.** Nilai Eigen Pakar 1 dan Pakar 2

Kriteria	Pakar 1	Pakar 2	Rata-Rata
A1	0,059	0,099	0,079
A2	0,199	0,196	0,198
A3	0,043	0,046	0,045
A4	0,035	0,048	0,042
A5	0,100	0,123	0,112
A6	0,158	0,136	0,147
A7	0,405	0,353	0,379

Tabel 6 merupakan hasil nilai eigen dari pakar 1 dan 2 yang dijumlahkan kemudian dibagi dua, sehingga diperoleh nilai eigen AHP untuk perbandingan nilai dari 7 kriteria penilaian akreditasi. Jadi urutan atribut terbaik dari nilai eigen AHP yaitu atribut Dosen (A7), Persentase Lulusan (A2), Lulusan Pertama (A6), Mahasiswa Terdaftar (A5), Jumlah Program Studi (A1), Tahun SK Pendirian (A4) dan Biaya Kuliah (A3).

b. *Chi-Square*

Metode ini juga digunakan untuk mendukung dalam pengambil keputusan dengan menentukan atribut terbaik berdasarkan beberapa kriteria. Dalam menentukan atribut terbaik dengan menggunakan *chi-square*, terlebih dahulu menghitung *expected value* dari setiap nilai setiap indikator dan kelasnya.

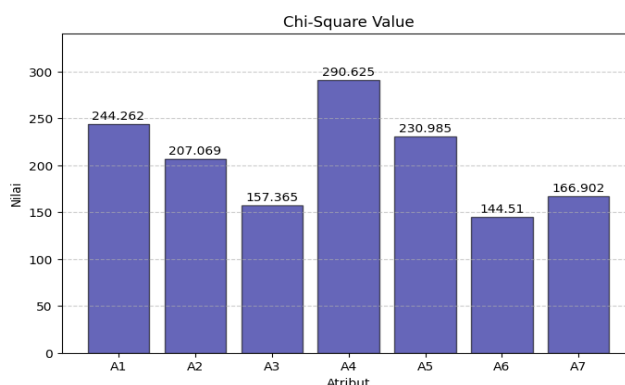
$$\begin{aligned}
 E &= P = P(\text{yes/no}) * P(\text{Variable}) \\
 &= 102 * 148/569 \\
 &= 26,5307
 \end{aligned}$$

Setelah nilai ekspektasi diperoleh, langkah berikutnya yaitu perhitungan nilai *chi-square*. Dimana nilai tersebut dihitung dengan cara mengurangkan *Observed value* (O) dengan *Expected value* (E), kemudian dikuadratkan dan dibagi dengan *Expected value* (E) untuk setiap kemungkinan yang ada. Kemudian perhitungan dilakukan hingga nilai indikator terakhir dan kemudian nilai-nilai yang diperoleh dijumlahkan untuk mendapatkan nilai *chi-square*. Seperti Tabel 7.

**Tabel 7.** Nilai *Chi-Square* pada A1

A1	O	E	O-E	Square Of O-E <sup>2</sup> /E
1, Unggul	88	26,5307	61,469	142,419
1, Baik Sekali	200	147,9789	52,021	18,288
2, Unggul	22	7,8031	14,197	25,830
2, Baik Sekali	200	147,9789	52,021	18,288
3, Unggul	16	3,9015	12,099	37,517
3, Baik Sekali	21	15,5377	5,462	1,920
<b>Nilai <i>Chi-Square</i></b>				<b>244,262</b>

Perhitungan dilakukan hingga indikator ke-7, sehingga diperoleh nilai indikator dari A1 hingga A7 seperti yang terdapat pada Gambar 3.



**Gambar 3.** Nilai *Chi-Square* pada setiap kriteria

Berdasarkan Gambar 3, dapat disimpulkan bahwa atribut terbaik dalam perhitungan *chi-square* adalah Tahun SK Pendirian (A4), Jumlah Program Studi (A1), Mahasiswa Terdaftar (A5), Persentase Lulusan (A2), Dosen (A7), Biaya Kuliah (A3) dan Lulusan (A6).

### 3.4 Clustering *Balanced Iterative Reducing and Clustering Using Hierarchies (BIRCH)*

Proses klusterisasi menggunakan algoritma BIRCH melibatkan 7 kali percobaan klusterisasi, dimana setiap percobaan menggunakan nilai threshold dan nilai branching factor yang berbeda. Rentang nilai threshold yang digunakan dalam penelitian ini adalah dari 0.05 hingga 0.5, sedangkan rentang nilai branching factor adalah 10 hingga 50. Dari percobaan tersebut, terbentuk 7 kluster dengan jumlah data noise sebanyak 185 data. Penelitian ini juga melibatkan bobot AHP dan *Chi-Square* pada proses cluster. Hasil dapat dilihat pada Tabel 8 dan Tabel 9.

**Tabel 8.** Hasil Klusterisasi dengan Bobot AHP

Percobaan	K1	K2	K3	K4	K5	K6	K7
Nilai K = 2	258	126	-	-	-	-	-
Nilai K = 3	258	81	45	-	-	-	-
Nilai K = 4	249	81	45	9	-	-	-
Nilai K = 5	249	68	45	13	9	-	-
Nilai K = 6	249	68	45	11	9	2	-
Nilai K = 7	187	68	62	45	11	9	2

**Tabel 9.** Hasil Klusterisasi dengan Bobot *Chi-Square*

Percobaan	K1	K2	K3	K4	K5	K6	K7
Nilai K = 2	337	47	-	-	-	-	-
Nilai K = 3	207	130	47	-	-	-	-
Nilai K = 4	207	93	47	37	-	-	-
Nilai K = 5	145	93	62	47	37	-	-
Nilai K = 6	145	93	62	37	36	11	-
Nilai K = 7	119	93	62	37	36	26	11

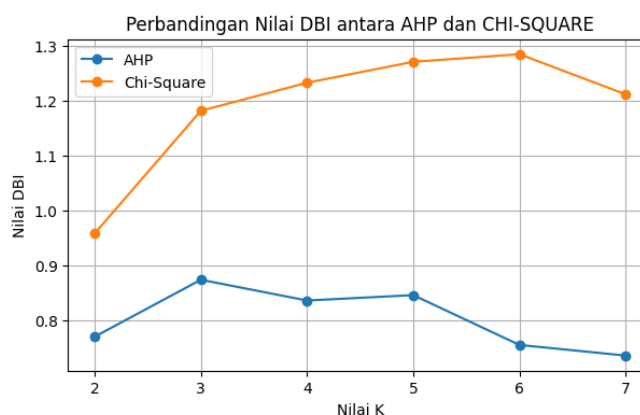
Setelah proses clustering selesai, kemudian dilanjutkan dengan proses evaluasi hasil clustering menggunakan metode Davies Bouldin Index. Adapun hasil validitas cluster dapat dilihat pada Tabel 10.

**Tabel 10.** Nilai DBI dengan Bobot AHP dan *Chi-Square*

	DBI	AHP	Chi-Square
Nilai K = 2	0.77047	0.95859	
Nilai K = 3	0.87425	1.18227	
Nilai K = 4	0.83639	1.23333	
Nilai K = 5	0.84627	1.27153	
Nilai K = 6	0.75542	1.28536	
Nilai K = 7	0.73603	1.21227	

### 3.5 Validitas Cluster

Setelah melakukan proses pengelompokan dengan algoritma BIRCH, selanjutnya dilakukan validitas cluster menggunakan teknik DBI. Nilai DBI dari hasil clustering data dengan algoritma BIRCH dapat dilihat pada Gambar 4.



**Gambar 4.** Perbandingan Nilai DBI antara AHP dan *Chi-Square*

Berdasarkan nilai DBI terbaik, cluster optimal pada algoritma BIRCH ditemukan pada percobaan dengan  $K = 7$  pada data yang menggunakan bobot eigen AHP, dengan nilai DBI sebesar 0.73603 dan membagi data menjadi 7 cluster.

#### 4. KESIMPULAN

Hasil analisis menunjukkan bahwa metode AHP dan *Chi-Square* menghasilkan atribut prioritas yang berbeda dalam penilaian akreditasi perguruan tinggi. AHP menetapkan atribut Dosen sebagai yang paling penting dengan nilai (0,379), diikuti Persentase Lulusan (0,198) dan Lulusan (0,147), sementara *Chi-Square* menunjukkan bahwa atribut yang paling penting yaitu Tahun SK Pendirian (290,625), Jumlah Program Studi (244,262), dan Mahasiswa Terdaftar (230,985) sebagai atribut paling berpengaruh. Clustering menggunakan algoritma BIRCH menghasilkan 7 cluster, dengan konfigurasi terbaik (threshold 0,05 dan branching factor 50) menghasilkan nilai Davies-Bouldin Index (DBI) terbaik sebesar 0,73603 pada cluster 7 dari hasil seleksi atribut dengan AHP. Hal ini menunjukkan bahwa AHP lebih efektif dalam seleksi fitur untuk clustering. Penelitian ini menyimpulkan bahwa ketujuh atribut dari data PDDikti berpengaruh terhadap akreditasi dan dapat dijadikan dasar strategi peningkatan mutu perguruan tinggi.

#### REFERENCES

- [1] V. Sukmayadi and A. H. Yahya, "Indonesian Education Landscape and the 21st Century Challenges," *J. Soc. Stud. Educ. Res.*, vol. 11, no. 4, pp. 219–234, 2020.
- [2] E. Ermawati, I. Sriliana, and R. Sriningsih, "Clustering of State Universities in Indonesia Based on Productivity of Scientific Publications Using K-Means and K-Medoids," *BAREKENG J. Ilmu Mat. dan Terap.*, vol. 17, no. 3, pp. 1617–1630, 2023, doi: 10.30598/barekengvol17iss3pp1617-1630.
- [3] N. L. P. S. Adnyani, K. E. K. Adnyani, V. Genua, S. Menggo, and I Nyoman Pasek Hadisaputra5, "Grammatical Features in Indonesian English: A Study of Indonesian College Students," *Mimb. Ilmu*, vol. 28, no. 2, pp. 318–328, 2023, doi: 10.23887/mi.v28i2.53866.
- [4] M. Pratiwi and L. H. Kusumah, "Enhancing the Accreditation of Indonesian Private Universities Through the Integration of EduQual and Accreditation Standards of the BAN-PT," *REID (Research Eval. Educ.)*, vol. 10, no. 2, pp. 227–243, Oct. 2024, doi: 10.21831/reid.v10i2.76406.
- [5] M. U. Albab, E. Utami, and D. Ariatmanto, "Comparison of Algorithms for Sentiment Analysis of Operator Satisfaction Level for Increasing Neo Feeder Applications in PDDikti Higher Education LLDIKTI Region VI Semarang Central Java," *Sinkron*, vol. 8, no. 4, pp. 2099–2108, 2023, doi: 10.33395/sinkron.v8i4.12907.
- [6] P. Williams, "Education Sciences Higher Education," *Educ. Sci.*, vol. 11, no. 494, pp. 1–15, 2021.
- [7] F. Widiputera and I. Agung, "Private University Barriers to World-Class Education: The Case of Indonesia," *J. Res. Educ. Res. Eval.*, vol. 12, no. 2, pp. 100–112, 2023.
- [8] M. C. Nwadiugwu, "Gene-Based Clustering Algorithms: Comparison Between Denclue, Fuzzy-C, and BIRCH," 2020, *SAGE Publications Inc.* doi: 10.1177/1177932220909851.
- [9] Z. Yan, G. Yang, R. He, H. Yang, H. Ci, and R. Wang, "Ship Trajectory Clustering Based on Trajectory Resampling and Enhanced BIRCH Algorithm," *J. Mar. Sci. Eng.*, vol. 11, no. 2, Feb. 2023, doi: 10.3390/jmse11020407.
- [10] Y. Sasmita, M. Muhs, and M. Walid, "Klasterisasi Perguruan Tinggi Swasta di Madura Berdasarkan Kinerja Sumber Daya Manusia dan Mahasiswa Menggunakan Metode K-Means Clustering," *J. MEDIA Inform. BUDIDARMA*, vol. 6, no. 4, p. 2157, Oct. 2022, doi: 10.30865/mib.v6i4.4431.
- [11] M. Arora, S. Agrawal, and R. Patel, "User Location Prediction Using Hybrid BIRCH Clustering and Machine Learning Approach," *J. Integr. Sci. Technol.*, vol. 12, no. 1, pp. 1–7, 2024.
- [12] A. R. Rizalde, H. A. Mubarak, G. Ramadhan, and M. A. Fatan, "Comparison of K-Means, BIRCH and Hierarchical Clustering Algorithms in Clustering OCD Symptom Data," *Public Res. J. Eng. Data Technol. Comput. Sci.*, vol. 1, no. 2, pp. 102–108, 2024, doi: 10.57152/predatecs.v1i2.1106.
- [13] R. Hermawan, M. T. Habibie, D. Sutrisno, A. S. Putra, and N. Aisyah, "Decision Support System for the Best Employee Selection Recommendation Using Ahp (Analytic Hierarchy Process) Method," *Int. J. Educ. Res. Soc. Sci.*, 2021, [Online]. Available: <https://ijersc.org>
- [14] D. Katarina, A. Nurrohman, and A. Syah Putra, "Decision Support System for the Best Student Selection Recommendation Using Ahp (Analytic Hierarchy Process) Method," *Int. J. Educ. Res. Soc. Sci.*, 2021, [Online]. Available: <https://ijersc.org>
- [15] K. L. Becker, R. Safa, and K. M. Becker, "High-Priced Textbooks' Impact on Community College Student Success," *Community Coll. Rev.*, vol. 51, no. 1, pp. 128–141, Jan. 2023, doi: 10.1177/00915521221125898.
- [16] V. Vajrobol, B. B. Gupta, and A. Gaurav, "Mutual Information Based Logistic Regression for Phishing URL Detection," *Cyber Secur. Appl.*, vol. 2, no. December 2023, 2024, doi: 10.1016/j.csa.2024.100044.
- [17] M. Afdal, "Using Analytic Hierarchy Process and Clustering to Identify Key Factors for On-Time Student Graduation," *Control & Automation, Electronics, Robotics, Internet of Things, and Artificial Intelligence (CERIA), IEEE International Conference on*, 2024.
- [18] M. P. Margareta Amalia, Mustakim, R. Novita, and M. Afdal, "Using Analytic Hierarchy Process and Clustering to Identify Key Factors for On-Time Student Graduation," *Int. Conf. Control Autom. Electron. Robot. Internet Things, Artif. Intell. CERIA 2024*, 2024, doi: 10.1109/CERIA64726.2024.10915136.
- [19] J. R. Raco *et al.*, "The Dominant Factor of Lecturers' Research Productivity Using the Ahp: Case Study of Catholic University of De La Salle Manado-Indonesia," *Int. J. Anal. Hierarchy Process*, vol. 12, no. 3, pp. 546–564, 2020, doi: 10.13033/IJAH.P.V12I3.819.
- [20] A. Tunggal and S. Budi, "Pengambilan Keputusan Strategis Pemasaran di Perguruan Tinggi dengan menggunakan Analytics Hierarchy Process (AHP)," *J. Tek. Inform. dan Sist. Inf.*, vol. 6, no. 2, 2020, doi: 10.28932/jutisi.v6i2.2748.



- [21] H. A. Silva, L. E. Quezada, A. M. Oddershede, P. I. Palominos, and C. O'Brien, "A Method for Estimating Students' Desertion in Educational Institutions Using the Analytic Hierarchy Process," *J. Coll. Student Retent. Res. Theory Pract.*, vol. 25, no. 1, pp. 101–125, May 2023, doi: 10.1177/1521025120971227.
- [22] T. Bariu, X. Chun, and A. Boudouaia, "Influence of Teachers' Competencies on ICT Implementation in Kenyan Universities," *Educ. Res. Int.*, vol. 2022, 2022, doi: 10.1155/2022/1370052.
- [23] R. Palupi and S. S. Winarsih, "Pengaruh Disiplin Ilmu Terhadap Kecenderungan Mahasiswa Dalam Mengakses Informasi Melalui Media Sosial Menggunakan Metode Chi Square," *J. Teknol. Inf. dan Komun.*, vol. 9, no. 1, p. 1, 2021, doi: 10.30646/tikomsin.v9i1.536.
- [24] F. Ramadhani, M. Zarlis, and S. Suwilo, "Improve BIRCH Algorithm for Big Data Clustering," *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 725, no. 1, Jan. 2020, doi: 10.1088/1757-899X/725/1/012090.
- [25] Y. Hasan, "Analisis Radius pada Algoritma BIRCH Berdampak Terhadap Distribusi dan Kualitas Cluster," *KAKIFIKOM (Kumpulan Artik. Karya Ilm. Fak. Ilmu Komput.)*, vol. 06, no. 02, pp. 140–148, 2024.
- [26] X. Li, Y. Zhang, H. Cheng, F. Zhou, and B. Yin, "An Unsupervised Ensemble Clustering Approach for the Analysis of Student Behavioral Patterns," *IEEE Access*, vol. 9, pp. 7076–7091, 2021, doi: 10.1109/ACCESS.2021.3049157.
- [27] M. Mughnyanti, S. Efendi, and M. Zarlis, "Analysis of determining centroid clustering x-means algorithm with davies-bouldin index evaluation," *IOP Conf. Ser. Mater. Sci. Eng.*, vol. 725, no. 1, Jan. 2020, doi: 10.1088/1757-899X/725/1/012128.
- [28] I. Firman Ashari, E. Dwi Nugroho, R. Baraku, I. N. Yanda, and R. Liwardana, "Analysis of Elbow, Silhouette, Davies-Bouldin, Calinski-Harabasz, and Rand-Index Evaluation on K-Means Algorithm for Classifying Flood-Affected Areas in Jakarta," *J. Appl. Informatics Comput.*, vol. 7, no. 1, pp. 2548–6861, 2023, [Online]. Available: <http://jurnal.polibatam.ac.id/index.php/JAIC>