

## Sampling Menggunakan Skor Akreditasi Sekolah, Apakah Akurat?

Wahyu Hartono<sup>1,2</sup>, Samsul Hadi<sup>3\*</sup>, Raden Rosnawati<sup>4</sup>, Heri Retnawati<sup>5</sup>

<sup>1</sup>Universitas Swadaya Gunung Jati, Indonesia

<sup>2,3,4,5</sup>Universitas Negeri Yogyakarta, Indonesia

### Article Info

#### Article history:

Received Aug 25, 2022

Revised Nov 24, 2022

Accepted Nov 30, 2022

#### Kata Kunci:

Klasterisasi,  
Skor akreditasi,  
Kemampuan  
matematika.

#### Keywords:

Clustering,  
Accreditation score,  
Mathematical ability

### ABSTRAK

Penggunaan nilai akreditasi sekolah untuk klasifikasi sampel berdasarkan level kemampuan matematika tidaklah memadai, mengingat prestasi belajar siswa tidak hanya ditentukan oleh faktor akreditasi, tetapi oleh faktor lain yang bersifat internal dan eksternal dari siswa. Penelitian ini bertujuan untuk: (1) membandingkan nilai akreditasi dan pengelompokan nilai rata-rata ujian nasional matematika menggunakan analisis klaster dengan algoritma K-Means dari Sekolah Menengah Pertama (SMP) di Kota Cirebon; (2) mengetahui korelasi antara nilai akreditasi dan hasil klasterisasi; (3) mengetahui kelompok SMP yang memiliki kemampuan matematika level tinggi, sedang, dan rendah. Metode yang digunakan adalah metode kuantitatif korelasi. Hasil penelitian menunjukkan bahwa penggunaan nilai akreditasi sekolah sebagai dasar penarikan sampel kemampuan matematika untuk level tinggi (akreditasi A), level sedang (akreditasi B), dan level rendah (belum terakreditasi) menyebabkan bias pada analisa statistik karena peluang benarnya hanya 31,91%. Uji korelasi menunjukkan tidak ada hubungan yang signifikan antara nilai akreditasi dan level kemampuan matematika siswa. Kemampuan matematika level tinggi dan sedang didominasi oleh SMP swasta. SMP yang berstatus negeri mayoritasnya berada pada kemampuan matematika level rendah. Hasil klasterisasi dari penelitian ini dapat digunakan untuk penelitian lanjutan yang memerlukan sampel besar seperti pada teori respon butir modern, pembuatan tes diagnosa, pembuatan tes adaptif, dll.

### ABSTRACT

*The use of school accreditation scores for sample classification based on level of mathematical ability is insufficient, given that student performance is determined by factors both internal and external to students. This study aims to: (1) compare accreditation scores and classify the average scores on the national mathematics exam from Cirebon City junior high schools (SMP) using cluster analysis with the K-Means algorithm; (2) determine the correlation between accreditation scores and clustering results; and (3) determine the junior high school group that has high, medium, and low level math skills. The quantitative correlation method was employed. The findings revealed that using school accreditation scores as a basis for sampling math skills at the high level (accreditation A), medium level (accreditation B), and low level (not yet accredited) causes statistical analysis to be bias because the probability of being correct is only 31.91%. There was no significant relationship between accreditation scores and students' level of mathematical ability, according to the correlation test. The findings revealed that using school accreditation scores as a basis for sampling mathematics ability at the high (accreditation A), medium (accreditation B), and low (not yet accredited) levels causes a bias in statistical analysis because the probability of being correct is only 31.91%. There was no significant relationship between accreditation scores and students' level of mathematical ability, according to the correlation test. Private junior high schools dominate in terms of high and moderate levels of mathematical ability. The majority of state junior high schools have low math skills. This study's clustering results can be used for future research that requires large samples, such as modern item response theory, developing diagnostic tests, developing adaptive tests, and so on.*

Copyright © 2022 JNPM (Jurnal Nasional Pendidikan Matematika)  
All rights reserved.

---

**Corresponding Author:**

Samsul Hadi,  
Program Studi Pendidikan Teknik Elektro,  
Universitas Negeri Yogyakarta,  
Jl. Colombo No. 1, Yogyakarta, Indonesia.  
Email: [samsul.hd@gmail.com](mailto:samsul.hd@gmail.com)

---

**How to Cite:**

Hartono, W., Hadi, S., Rosnawati, R., & Retnawati, H. (2022). Sampling Menggunakan Skor Akreditasi Sekolah, Apakah Akurat?. *JNPM (Jurnal Nasional Pendidikan Matematika)* 6(4), 777-787.

---

**Pendahuluan**

Langkah pertama dalam proses pengumpulan data, selain mengidentifikasi tujuan, adalah menentukan populasi target. Menurut Singh (2003), populasi adalah kumpulan benda atau unit yang ingin kita ketahui sesuatu atau menarik kesimpulan. Populasi dapat berhingga atau tak hingga jumlahnya. Unit berhingga populasi yang dipelajari disebut populasi target. Populasi target adalah sekelompok orang yang ingin diselidiki. Setelah menetapkan populasi target, pertanyaan yang sangat mendasar adalah: Haruskah mengumpulkan informasi dari setiap unit (orang) dalam populasi target yang diminati, atau haruskah mengambil sampel?. Jawaban dari pertanyaan-pertanyaan tersebut adalah keputusan penting yang berfungsi sebagai titik awal untuk memahami kesalahan (Planty & Carlson, 2010).

Pengambilan sampel bukan hanya dengan mengganti sebagian dari keseluruhan objek atau unit. Sampling adalah ilmu dan seni mengendalikan dan mengukur keandalan informasi statistik yang berguna melalui teori probabilitas (Deming, 1950). Sampel berguna dalam memfasilitasi pengumpulan data untuk keperluan analisis penelitian ketika populasi yang diteliti sangat besar. Selain menghemat biaya, penarikan sampel juga meminimalkan waktu dan sumberdaya penelitian. Pengambilan sampel (Planty & Carlson, 2010) memungkinkan kita untuk mengumpulkan dan menganalisis data untuk bagian populasi yang lebih kecil yang harus mewakili seluruh populasi dan kemudian menerapkan hasil penelitian (kesimpulan) dari situasi yang sederhana maupun yang kompleks ke seluruh populasi. Faktanya, pengambilan sampel sangat penting dalam memfasilitasi proses penelitian. Teknik penarikan sampel yang memadai perlu digunakan ketika memilih sampel, karena jika sampel tidak representatif, hasil yang diterapkan pada seluruh populasi menyebabkan bias (tidak sesuai). Fakta yang sering terjadi adalah pengambilan sampel penelitian terkait level kemampuan matematika berdasarkan skor akreditasi sekolah (Qalsum et al., 2015; Mahmud & AR, 2017) .

Sesuai dengan pedoman akreditasi sekolah/madrasah (Malik et al., 2019), pada instrumen akreditasi sekolah terdapat delapan komponen standar nasional pendidikan yang meliputi: komponen standar isi; standar proses; standar

kompetensi lulusan; standar pendidik dan tenaga kependidikan; standar sarana dan prasarana; standar pengelolaan; standar pembiayaan; dan standar penilaian. Peringkat akreditasi A (Unggul) jika sekolah/ madrasah memperoleh Nilai Akhir Akreditasi (NA) sebesar 91 sampai dengan 100 ( $91 \leq NA \leq 100$ ). Peringkat B (Baik) jika memperoleh Nilai sebesar 81 sampai dengan 90 ( $81 \leq NA \leq 90$ ). Peringkat C (Cukup) jika memperoleh Nilai sebesar 71 sampai dengan 80 ( $71 \leq NA \leq 80$ ).

Data-data terkait nilai akreditasi sekolah telah banyak tersedia di situs resmi milik pemerintah. Ketika data tersebut digunakan sebagai dasar pengelompokan atau klasifikasi sampel untuk tujuan tertentu (misalnya klasifikasi berdasarkan kemampuan matematika), belum diketahui apakah hal itu cukup memadai. Apakah dapat dijamin ketika peneliti mengelompokkan siswa berdasarkan kemampuan matematika rendah, sedang, dan tinggi, dapat menggunakan data nilai akreditasi sekolah.

Menurut situs Badan Nasional Pendidikan Tinggi (BNSP), kisi-kisi Ujian Nasional Matematika SMP pada tahun pelajaran 2018/2019 mencakup materi Bilangan, Aljabar, Geometri dan Pengukuran, serta Statistika dan Peluang. Kemampuan level kognitif yang diukur adalah kemampuan pengetahuan dan pemahaman yang meliputi mengidentifikasi, mendeskripsikan, membuat tabulasi, menentukan dan menyebutkan, serta kemampuan aplikasi yang terdiri dari mengkonstruksi, menyelesaikan masalah, menghitung, menginterpretasi, menerapkan, membandingkan, dan memodifikasi. Sedangkan pada tahun pelajaran 2019/2020 terdapat penambahan pada level kognitif yaitu kemampuan penalaran yang terdiri dari menganalisis, mengevaluasi, mensintesis/ mengkreasi, menafsirkan, menyimpulkan, dan memprediksi (BNSP, [2020](#)).

Qalsum, dkk telah meneliti hubungan antara konsep diri dan motivasi berprestasi dengan hasil belajar fisika peserta didik SMA di Kota Makassar. Populasi penelitian adalah siswa kelas XI IPA SMA Negeri dan Swasta di Kota Makassar yang berjumlah 5824 orang. Teknik pengambilan sampel adalah *proportionate stratified random sampling*. Dalam hal ini yang menjadi penilaian strata adalah tingkat akreditasi SMA Negeri dan Swasta di Kota Makassar (Qalsum et al., [2015](#)). Terkait teknik sampling, apakah tingkat akreditasi sekolah berkorelasi dengan hasil belajar fisika? Dengan kata lain, apakah hasil belajar fisika dengan kategori rendah, sedang, dan tinggi dapat dipadankan dengan tingkat akreditasi?

Hampir serupa dengan penelitian yang dilakukan oleh Qalsum, dkk, Mahmud meneliti pengaruh kecerdasan intrapersonal terhadap prestasi belajar matematika siswa ditinjau dari tingkat akreditasi sekolah SMA Negeri di Kabupaten Polewali Mandar. Populasi dalam penelitian tersebut adalah seluruh siswa sekolah kelas XI MIPA SMA Negeri Kabupaten Polewali Mandar Tahun pelajaran 2016/2017.

Metode pengambilan sampel adalah teknik sampling acak bersrta proporsional (*proporsional stratified random sampling*). Teknik pengambilan sampel dilakukan melalui dua tahap. Tahap pertama menentukan strata berdasarkan akreditasi sekolah. Tahap kedua menentukan 1 kelas yang akan dijadikan subjek penelitian dari setiap strata (Mahmud & AR, [2017](#)). Pertanyaan yang serupa muncul, adakah korelasi antara prestasi belajar matematika dengan nilai akreditasi sekolah? Jika yang dijadikan strata adalah nilai akreditasi, apakah prestasi belajar matematika level rendah, sedang, dan tinggi terwakili dalam pengambilan sampel?

*Clustering* adalah metode umum yang digunakan dalam ilmu psikologi, sosial, dan sains untuk mengidentifikasi subkelompok atau profil individu dalam populasi yang lebih besar yang berbagi pola yang sama pada serangkaian variabel (Bolin et al., [2014](#)). Analisis *Cluster* adalah teknik multivariat yang digunakan untuk mengatur data yang diamati ke dalam taksonomi, kelompok, atau kluster yang bermakna berdasarkan kesamaan mereka. Tujuan dari analisis kluster adalah bahwa objek-objek dalam suatu kelompok menjadi serupa satu dengan yang lain dan berbeda dari objek-objek dalam kelompok lain. "Semakin besar kesamaan (atau homogenitas) dalam suatu kelompok dan semakin besar perbedaan antar kelompok, semakin baik atau semakin berbeda pengelompokannya" (Hong et al., [2013](#)).

Analisis *Cluster* menggunakan algoritma hierarki dan non hierarki. Algoritma non hierarki yang paling sering digunakan adalah *sequential*, *parallel*, dan *optimization*. Ketiga algoritma tersebut berada dalam satu grup *Cluster* yang dikenal sebagai K-Means. Tidak ada yang lebih baik antara algoritma hierarki dan non hierarki, tetapi penggunaannya disesuaikan dengan kebutuhan analisis (Hair Jr et al., [2013](#)).

Dalam versi yang sederhana, algoritma K-Means memiliki tahapan: (1) mempartisi *item* menjadi K Cluster awal; (2) lanjutkan ke seluruh item yang ada, tetapkan item ke cluster berdasarkan centroid (nilai rata-rata) terdekat. (Jarak biasanya dihitung menggunakan jarak Euclidean dengan pengamatan standar atau tidak standar). Hitung ulang centroid untuk cluster yang menerima item baru dan untuk cluster yang kehilangan item; (3) ulangi tahap 2 sampai tidak ada item yang dapat dipilih (Johnson & Wichern, [2007](#)). Analisis pada penelitian ini menggunakan algoritma K-Means karena banyaknya *Cluster* dapat ditetapkan terlebih dahulu serta lebih banyak informasi yang diperoleh dari *output* SPSS nya.

Missing data atau *missing value* adalah informasi yang tidak tersedia untuk sebuah subyek (kasus). Dalam terminologi SPSS, *missing data* adalah adanya sel-sel kosong pada satu atau beberapa variabel. Jika *missing value* bersifat acak maka dapat dilakukan analisis lanjutan (Santoso, [2018](#)). Menurut Avtar, dkk metode *Expectation Maximization* (EM) adalah metode yang sederhana tetapi *powerful* untuk menangani

data yang hilang (Avtar et al., [2019](#)). Metode EM mengasumsikan distribusi untuk sebagian data yang hilang dan mendasarkan kesimpulan pada kemungkinan di bawah distribusi itu. Setiap iterasi terdiri dari langkah E dan langkah M. Langkah E menemukan nilai harapan bersyarat dari data yang "hilang", mengingat nilai yang diamati dan perkiraan parameter saat ini. Nilai-nilai ekspektasi ini kemudian mengganti data yang "hilang". Pada langkah M, estimasi maksimum likelihood dari parameter dihitung seolah-olah data yang hilang telah diisi. "Hilang" terlampir dalam tanda kutip karena nilai-nilai yang hilang tidak secara langsung diisi. Sebaliknya, fungsi dari mereka digunakan dalam log-likelihood (IBM, [2020b](#))

Penelitian ini bertujuan untuk: (1) membandingkan nilai akreditasi dan pengelompokan nilai rata-rata ujian nasional matematika Sekolah Menengah Pertama di Kota Cirebon menggunakan analisis kluster dengan algoritma K-Means; (2) mengetahui korelasi antara nilai akreditasi dan hasil klusterisasi; (3) mengetahui sekolah-sekolah yang memiliki kemampuan matematika level tinggi, sedang, dan rendah di Kota Cirebon berdasarkan hasil klusterisasi.

### Metode

Studi ini menggunakan metode kuantitatif korelasi. Variabel yang digunakan dalam penelitian ini adalah nilai rata-rata ujian nasional Matematika dari seluruh Sekolah Menengah Pertama (SMP) di kota Cirebon, Jawa Barat tahun 2015, 2016, 2017, 2018, dan 2019, berjumlah 47 sekolah yang datanya bersumber dari Puspendik Balitbang Kemendikbud Indonesia (Puspendik Kemendikbud, [2019](#)). Pengklasteran dilakukan menggunakan metode K-Means dengan *missing value* terhadap seluruh SMP di Kota Cirebon dan mengklasifikasikannya menjadi 3 *Cluster* yang terdiri dari kemampuan matematika level tinggi, sedang, dan rendah sehingga membentuk skala data ordinal. Hasil klasifikasi kemudian dibandingkan dengan nilai akreditasi yang datanya bersumber dari situs Data Pokok Pendidikan Dasar dan Menengah Kementerian Pendidikan dan Kebudayaan (DPPDM, [2020](#)).

Karena data akreditasi hanya terdiri dari tiga kategori yaitu, akreditasi A, B, dan belum terakreditasi, maka untuk keperluan analisis data, nilai akreditasi A dilabelkan 1, nilai akreditasi B dilabelkan 2, dan belum terakreditasi dilabelkan 3. Skala data pada label akreditasi adalah ordinal karena menunjukkan urutan. Selanjutnya dilakukan analisis korelasi *bivariate* rank Spearman untuk mengetahui hubungan antara nilai akreditasi dan level kemampuan matematika siswa di sekolah. Terakhir, membuat daftar SMP hasil klusterisasi untuk dijadikan referensi dalam pengambilan sampel pada penelitian selanjutnya.

### Hasil dan Pembahasan

Pengklasteran dilakukan terhadap 47 Sekolah Menengah Pertama di Kota Cirebon dimana 5 diantaranya memiliki *missing value*. Seluruh data dalam penelitian ini

telah seragam, yaitu berskala rasio dengan nilai dari 0 sampai 100 sehingga tidak perlu distandarisasi dengan *z-score*. Sebelum dilakukan klusterisasi, terlebih dahulu diperiksa keacakan dari *missing value* dengan metode EM. Pemeriksaan dilakukan menggunakan IBM SPSS 26.

Tabel 1. Output SPSS variabel dan Kasus dengan *Missing Value*

Case	#	%	Missing and Extreme Value Patterns <sup>a</sup>					
			Missing	Missing	UN2019	UN2017	UN2018	UN2016
SMP IT Pesantren Quran Kayuwalang	2	40					S	S
SMP Highfield	4	80		S	S	S	S	S
SMP Negeri Terbuka 10 Cirebon	4	80		S	S	S	S	S
SMP Negeri Terbuka 9 Cirebon	4	80		S	S	S	S	S
SMP Negeri Terbuka 11 Cirebon	4	80		S	S	S	S	S

a. Cases and Variables are sorted on missing patterns.

Tabel 1 menggambarkan penyebaran data yang hilang. Pada baris kesatu, SMP IT Pesantren Quran Kayuwalang memiliki 2 *missing value* yaitu pada variabel UN2016 dan UN2015. Karena data missing ada 2 dari 5 variabel, maka persentasenya 40%. Pada baris kedua, SMP Highfield mempunyai 4 *missing data* yaitu pada variabel UN2015, UN2016, UN2017, dan UN2018 sehingga persentasenya adalah 80%, dan seterusnya.

Tabel 2. Output SPSS *Expectation Maximization (EM) Correlations*

	UN2015	UN2016	UN2017	UN2018	UN2019
UN2015	1				
UN2016	0,779	1			
UN2017	0,542	0,555	1		
UN2018	0,107	0,108	0,459	1	
UN2019	0,717	0,743	0,431	0,257	1

Little's MCAR test: Chi-Square = 2,377, DF = 4, Sig. = 0,667

Pada bagian bawah Tabel 2 terlihat bahwa angka MCAR yang dihasilkan dengan alat analisis Chi-Square adalah 2,377 dengan signifikansi (prob) adalah 0,667. Karena angka probabilitas (signifikansi) jauh di atas 0,05 maka *missing value* dari data di atas adalah *random* sehingga dapat dilakukan berbagai perlakuan lanjutan.

Selanjutnya, proses *cluster* dilakukan menggunakan metode K-Means *cluster* dengan *missing values*, yaitu dengan mencentang pilihan *Exclude cases pairwise* pada

IBM SPSS 26. Nilai rata-rata populasi dari variabel UN2015 adalah 56,83, UN2016 63,66, UN2017 61,18, UN2018 57,08, dan UN2019 46,51. Jumlah peserta UN SMP 2015 sampai dengan 2019 di kota Cirebon berturut turut adalah 6612, 6301, 6273, 6558, dan 6320 peserta. Tabel 3 berikut ini adalah hasil pengolahan data dengan SPSS.

Tabel 3. *Output SPSS hasil akhir proses clustering*

	Cluster		
	1	2	3
UN2015	66,10	53,72	54,76
UN2016	69,13	62,00	62,85
UN2017	68,02	62,21	56,16
UN2018	66,09	68,17	37,50
UN2019	69,95	40,99	40,93

Pada Tabel 3 terlihat bahwa *Cluster 1* berisi sekolah yang mempunyai nilai Matematika UN 2015, 2016, 2017, 2018 dan 2019 lebih tinggi dari nilai rata-rata populasi setiap variabel. *Cluster 2* berisi sekolah yang mempunyai nilai Matematika UN2015, UN2016, dan 2019 lebih kecil daripada nilai rata-rata populasi masing-masing variabel serta nilai Matematika UN2017 dan UN2018 yang lebih tinggi daripada nilai rata-rata populasi masing-masing variabel. *Cluster 3* berisi sekolah yang mempunyai nilai Matematika UN2015, 2016, 2017, 2018, dan 2019 lebih rendah daripada nilai rata-rata populasi masing-masing variabel.

Berdasarkan ciri-ciri ketiga *Cluster* di atas, *Cluster 1* dapat digolongkan sebagai *Cluster* yang berisi sekolah dengan kemampuan matematika level tinggi, *Cluster 2* level sedang, *Cluster 3* level rendah. Akibatnya, jika nilai akreditasi berbanding lurus dengan prestasi maka adalah hal yang logis jika *Cluster 1* dapat dipadankan kepada sekolah dengan nilai Akreditasi A, *Cluster 2* nilai Akreditasi B, dan *Cluster 3* belum terakreditasi. Jika *Cluster 1, 2, dan 3* dilabelkan dengan angka 1, 2, dan 3 maka membentuk skala data ordinal karena menunjukkan urutan dari kemampuan matematika level tinggi, sedang, dan rendah.

Setelah terbentuk 3 *cluster*, selanjutnya melihat apakah variabel-variabel yang telah membentuk ketiga *cluster* tersebut mempunyai perbedaan pada tiap *cluster* dengan melihat Output ANOVA pada Tabel 4.

Tabel 4. *Output SPSS ANOVA*

	Cluster		Error		F	Sig.
	Mean Square	df	Mean Square	df		
UN2015	632,545	2	32,603	39	19,402	0,000
UN2016	150,823	2	9,070	39	16,628	0,000
UN2017	386,439	2	55,058	40	7,019	0,002
UN2018	4430,942	2	32,736	40	135,353	0,000
UN2019	3056,862	2	50,651	44	60,351	0,000

Hasil Anova pada Tabel 4 mengindikasikan variabel mana yang berkontribusi paling besar terhadap solusi *cluster*. Variabel dengan nilai F terbesar memberikan pemisahan terbesar antara *cluster*. Pada Tabel 4, semakin besar nilai F suatu variabel dan nilai signifikannya di bawah 0,05 maka semakin besar perbedaan variabel pada ketiga *Cluster* yang terbentuk. Nilai F terbesar (135,353) ada pada variabel UN2018 dan nilai Sig. sebesar 0 yang berarti nilai signifikansinya adalah nyata. Artinya, faktor UN2018 sangat membedakan karakteristik ketiga *Cluster*.

Pada Tabel 5 terlihat tidak ada *missing value*. Hal itu terjadi karena memilih *option exclude pairwise* pada SPSS saat analisis *cluster*. Pada SPSS, *option exclude pairwise* dipilih ketika prosedur statistik menggunakan kasus yang berisi beberapa data yang hilang. (IBM, 2020a).

Tabel 5. Output SPSS banyaknya sekolah pada setiap *Cluster*

<i>Cluster</i>	1	9,000
	2	20,000
	3	18,000
<i>Valid</i>		47,000
<i>Missing</i>		0,000

Sekolah terbanyak ada di *Cluster 2* yaitu 20, sedangkan sekolah yang paling sedikit ada pada *Cluster 1* sebanyak 9. Total kasus atau banyaknya SMP adalah 47 sekolah di Kota Cirebon.

Tabel 6. Perbandingan hasil *Clustering* dan nilai Akreditasi sekolah (sebagian data)

No	Nama Satuan Pendidikan	Status	Nilai Akreditasi Sekolah	Label Akreditasi (LA)	K-Means Clustering (KMC)	LA =KMC?
1	SMP Negeri 1 Cirebon	N	A	1	1	Ya
2	SMP Negeri 2 Cirebon	N	A	1	3	Tidak
3	SMP Santa Maria	S	A	1	1	Ya
.	.	.	.	.	.	.
47	SMP Negeri Terbuka 11 Cirebon	N	A	1	3	Tidak
	N = Negeri		Jumlah LA=KMC			15
	S = Swasta		Persentase			31,91%

Pada Tabel 6 terlihat bahwa peluang benar hasil klasterisasi sama dengan nilai akreditasi sekolah adalah 31,91%. Artinya, jika nilai akreditasi sekolah digunakan sebagai dasar penarikan sampel kemampuan matematika untuk level tinggi (akreditasi A), level sedang (akreditasi B), dan level rendah (belum terakreditasi) maka hasil analisa statistiknya menyebabkan bias (tidak sesuai). Hal tersebut disebabkan oleh penarikan sampel yang berasal dari nilai akreditasi tidak cukup mewakili populasi sekolah (SMP) di Kota Cirebon. Akreditasi sekolah bukanlah satu-satunya faktor yang mempengaruhi prestasi siswa, ada faktor *mindset* siswa

serta faktor eksternal lainnya (Asrijanty, 2019). Sebaliknya, untuk kasus tersebut, penarikan sampel yang disarankan adalah menggunakan pengelompokan hasil klasterisasi dimana *Cluster 1* adalah sekolah dengan kemampuan matematika level tinggi, *Cluster 2* sedang, dan *Cluster 3* rendah. Untuk memeriksa klaim bahwa nilai akreditasi sekolah tidak memiliki korelasi yang signifikan dengan level kemampuan matematika para siswa di sekolah, dilakukan analisis korelasi menggunakan data pada kolom LA dan KMC dari Tabel 6. Karena LA dan KMC berjenis data ordinal maka yang digunakan adalah analisis korelasi Rank Spearman. Hasil perhitungan menggunakan IBM SPSS 26 dapat dilihat pada Tabel 6 berikut.

Tabel 7. Output SPSS Korelasi Rank Spearman

		Cluster Number of	LA
		Case	
Spearman's rho	Cluster Number of Case	Correlation	1,000
		Coefficient	-
		Sig. (2-tailed)	0,199
	LA	N	47
		Correlation	-0,199
		Coefficient	1,000
		Sig. (2-tailed)	0,180
		N	47

Dari *output* pada Tabel 7, diperoleh angka koefisien korelasi sebesar -0,199. Artinya, tingkat kekuatan hubungan (korelasi) antara variabel LA dan KMC adalah sebesar 0,199 atau sangat lemah. Angka koefisien korelasi bernilai negatif, yaitu -0,199 sehingga hubungan kedua variabel tersebut bersifat berlawanan arah. Jika nilai akreditasi meningkat maka level kemampuan matematika menurun. Nilai signifikansi atau Sig. (2-tailed) sebesar 0,180. Karena nilai signifikansi lebih besar daripada 0,05 maka tidak ada hubungan yang signifikan (berarti) antara nilai akreditasi dan level kemampuan matematika siswa yang ada di sekolah.

*Cluster 1* dan 2 didominasi oleh sekolah swasta. Dari 9 sekolah yang ada di *Cluster 1*, hanya terdapat 2 sekolah negeri. Pada *Cluster 3* dihuni oleh mayoritas SMP negeri yaitu sejumlah 13 sekolah dari 18 sekolah. Dalam penelitian ini, nilai ujian matematika selama 5 tahun terakhir dari siswa SMP kelas 9 di Kota Cirebon digunakan untuk mengelompokkan level kemampuan matematika siswa berdasarkan sekolahnya. Hasil penelitian tersebut dapat digunakan untuk penelitian lanjutan yang membutuhkan penarikan sampel dengan populasi seluruh SMP di Kota Cirebon.

Hasil di atas diperkuat oleh penelitian yang dilakukan oleh Setyaningsih terhadap seluruh Sekolah Dasar Negeri di Kota Batu, Malang yang mengungkapkan bahwa terdapat korelasi antara status akreditasi dan kualitas sekolah, tetapi sifat

korelasinya rendah (Setyaningsih, [2017](#)). Hasil serupa juga diperoleh dari penelitian Asrijanty ([2019](#)) yang menyebutkan bahwa korelasi antara akreditasi sekolah dan nilai Ujian Nasional adalah rendah yaitu berkisar dari 0,11 – 0,14 ketika Indeks Integritas Pelaksanaan Ujian Nasional (IIUN) tidak dikontrol, dan meningkat menjadi 0,28 – 0,30 ketika IIUN dikontrol (Asrijanty, [2019](#)). Asrijanty menjelaskan bahwa rendahnya indeks korelasi tersebut karena sekolah hanya merupakan salah satu faktor yang memengaruhi prestasi siswa. Faktor lain seperti *mindset* siswa dan perilaku siswa merupakan faktor penting lain yang memengaruhi prestasi siswa.

Penelitian Simanjuntak juga memperkuat hasil studi bahwa akreditasi yang lebih baik tidak menjamin nilai hasil ujian nasional matematika yang lebih baik. Malah sebaliknya, dalam penelitiannya ditemukan bahwa sekolah dengan akreditasi yang lebih rendah memiliki nilai Ujian Nasional Matematika yang lebih tinggi (Simanjuntak, [2017](#)). Lebih jauh lagi, menurut Alkautsar dkk, tidak ada hubungan yang bermakna antara akreditasi sekolah dengan IPK mahasiswa PSPD FK Unsri angkatan 2014 (Alkautsar et al., [2018](#)).

### **Simpulan**

Penggunaan nilai akreditasi sekolah sebagai dasar penarikan sampel kemampuan matematika untuk level tinggi (akreditasi A), level sedang (akreditasi B), dan level rendah (belum terakreditasi) menyebabkan bias pada analisa statistik karena penarikan sampel yang berasal dari nilai akreditasi tidak cukup mewakili populasi sekolah (SMP) kelas 9 di Kota Cirebon. Penarikan sampel yang disarankan adalah menggunakan pengelompokan hasil klasterisasi dimana *Cluster 1* adalah sekolah dengan kemampuan matematika tinggi, *Cluster 2* sedang, dan *Cluster 3* rendah. Di Kota Cirebon, kemampuan matematika level tinggi dan sedang didominasi oleh sekolah swasta. Sekolah yang berstatus negeri mayoritasnya berada pada kemampuan matematika level rendah. Hasil klasterisasi dari penelitian ini dapat digunakan untuk penelitian lanjutan yang memerlukan sampel besar seperti pada teori respon butir modern, pembuatan tes diagnosa, pembuatan tes adaptif, dll. Khusus untuk pembuatan tes diagnosa, kemampuan matematika yang diukur dapat mencakup kompetensi dasar matematika kurikulum 2013 revisi 2018.

### **Ucapan Terima Kasih**

Terima kasih kepada Pemerintah Indonesia yang telah mendanai penelitian ini melalui Direktorat Sumber Daya, Direktorat Jenderal Pendidikan, Kementerian Pendidikan, Riset dan Teknologi, sesuai Kontrak Pendanaan dan Riset Tahun 2022 Nomor: 127/E5/PG.02.00.PT/2022.

## Daftar Pustaka

- Alkautsar, M. R., Susilawati, S., & Azhar, M. B. (2018). Hubungan Akreditasi Sekolah, Asal Sekolah, Jalur Penerimaan Mahasiswa dan Tempat Tinggal dengan Indeks Prestasi Kumulatif Mahasiswa. *Biomedical Journal of Indonesia*, 4(3), 140–148.
- Asrijanty, A. (2019). Hubungan Akreditasi Sekolah, Hasil Ujian Nasional, dan Indeks Integritas Ujian Nasional. *Jurnal Pendidikan dan Kebudayaan*, 4(1), 1 - 14. <https://doi.org/10.24832/jpnk.v4i1.732>
- Avtar, S. S., Khuneswari, G. P., Abdullah, A. A., McColl, J. H., Wright, C., & Team, G. M. S. (2019). Comparison between em Algorithm and Multiple Imputation on Predicting Children's Weight at School Entry. *Journal of Physics: Conference Series*, 1366(1), 1-8. <https://doi.org/10.1088/1742-6596/1366/1/012124>
- Bolin, J. H., Edwards, J. M., Holmes Finch, W., & Cassady, J. C. (2014). Applications of Cluster Analysis to The Creation of Perfectionism Profiles: A Comparison of Two Clustering Approaches. *Frontiers in Psychology*, 5(4), 1–9. <https://doi.org/10.3389/fpsyg.2014.00343>
- Deming, W. E. (1950). *Some Theory of Sampling*. United States: John Wiley & Sons, Inc.
- Hair, J. F., Black, W. C, Babin, B. J., & Anderson, R. E. (2013). *Multivariate Data Analysis*. Pearson New International Edition.
- Hong, X., Luo, L., & Cui, F. (2013). Investigating Regional Disparities of Preschool Education Development with Cluster Analysis in Mainland China. *International Journal of Child Care and Education Policy*, 7(1), 67–80. <https://doi.org/10.1007/2288-6729-7-1-67>
- Johnson, R. A., & Wichern, D. W. (2007). *Applied Multivariate Statistical Analysis (6th Edition)-Prentice Hall (2007)*. New York: Pearson Education, Inc.
- Mahmud, N., & AR, R. A. (2017). Pengaruh Kecerdasan Intrapersonal Terhadap Prestasi Belajar Matematika Siswa Ditinjau dari Tingkat Akreditasi Sekolah SMA Negeri di Kabupaten Polewali Mandar. *MaPan: Jurnal Matematika dan Pembelajaran*, 5(2), 153–167. <https://doi.org/10.24252/mapan.v5n2a1>
- Malik, A., Nyoto, A., Arismunandar, Susetyo, B., Anjaya, C., Chodidjah, I., Marjuki, Maskuri, Muchlas, Nur, M., Sayuti, M., Yusro, M., Surapranata, S., Soetantyo, S. P., & Toharudin, T. (2019). *Pedoman Akreditasi Sekolah/Madrasah 2019*. Jakarta: Badan Akreditasi Nasional Sekolah/Madrasah.
- Planty, M., & Carlson, D. (2010). *Understanding Education Indicators: A Practical Primer for Research and Policy*. New York: Teachers College Press.
- Qalsum, U., Nurhayati, N., & Yani, A. (2015). Hubungan Antara Konsep Diri dan Motivasi Berprestasi dengan Hasil Belajar Fisika Peserta Didik SMA di Kota Makassar. *Jurnal Sains dan Pendidikan Fisika*, 11(2), 132–140.
- Santoso, S. (2018). *Mahir Statistik Multivariat dengan SPSS*. Jakarta: PT Elex Media Komputindo.
- Setyaningsih, C. D. (2017). Status Akreditasi dan Kualitas Sekolah di Sekolah Dasar Negeri. *Jurnal Manajemen dan Supervisi Pendidikan*, 1(2), 138–145. <https://doi.org/10.17977/um025v1i22017p138>
- Simanjuntak, S. D. (2017). Perbedaan Hasil Ujian Nasional pada Tingkat Satuan Pendidikan Sekolah Menengah Atas di Kabupaten Toba Samosir Berdasarkan Akreditasi (Studi Kasus di Kabupaten Toba Samosir). *Journal of Mathematics Education and Science*, 2(2), 78–87.
- Singh, S. (2003). *Advanced Sampling Theory with Applications*. United State: Springer Science+Business Media Dordrecht.