

Pengaruh Perubahan Kurikulum Terhadap Korelasi IP Tahun Pertama

by Reonal Regen

Submission date: 23-Mar-2019 10:07PM (UTC+0700)

Submission ID: 1098364141

File name: uh_Perubahan_Kurikulum_Terhadap_Korelas_IP_Tahun_Pertama_HBS.pdf (668.63K)

Word count: 3351

Character count: 19005

5

PENGARUH PERUBAHAN KURIKULUM TERHADAP KORELASI IP TAHUN PERTAMA DAN IPK

STUDI KASUS: PROGRAM STUDI SISTEM INFORMASI UKDW

9

Jong Jek Siang dan Halim Budi Santoso

 Program Studi Sistem Informasi, Fakultas Teknologi Informasi, Universitas Kristen Duta
Wacana

Jl. Dr. Wahidin 5-25, Yogyakarta

 E-mail : jjsiang@staff.ukdw.ac.id¹⁾, hbudi@staff.ukdw.ac.id²⁾

Abstrak

8

Program Studi Sistem Informasi Universitas Kristen Duta Wacana memiliki 2 kurikulum yang telah diterapkan, yaitu kurikulum lama (2005 – 2009) dan kurikulum berbasis kompetensi (2010-2015). Memiliki lulusan dengan IPK tinggi tentu menjadi salah satu yang diharapkan oleh semua pihak yang terlibat di dalam proses pendidikan. Sebaliknya, pengelola institusi pendidikan harus dapat mengantisipasi lulusan dengan IPK rendah. Program studi sistem informasi memiliki tingkat rata – rata mahasiswa drop out 20,3%. Untuk mengantisipasi mahasiswa drop out dan dengan IPK rendah, diperlukan suatu kajian korelasi antara IP semester 1 dan 2 dengan IPK. Di dalam penelitian ini, metode korelasi digunakan untuk melihat keterkaitan antara IPK dan IPS, baik untuk kurikulum lama dan kurikulum baru. Selain itu, di dalam penelitian ini juga dilakukan evaluasi apakah ada pengaruh perubahan kurikulum lama dengan KBK terhadap tingkat korelasi tersebut. Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah data yang berasal dari lulusan 2005-2012. Hasil penelitian menunjukkan tingkat korelasi IPK dengan IP semester 1 dan 2 sebesar 0.808 – 0.936 dengan koefisien determinasi 65.2% - 87.3%. Selain itu, ditemukan pula bahwa korelasi dan koefisien determinasi pada lulusan dengan kurikulum KBK sedikit lebih tinggi dibandingkan dengan kurikulum lama.

Kata kunci: korelasi, indeks prestasi, keberhasilan studi, koefisien determinasi

1. PENDAHULUAN

8

Program studi Sistem Informasi Universitas Kristen Duta Wacana telah menerapkan pembelajaran dengan Kurikulum Berbasis Kompetensi (KBK) sejak tahun 2010. Pendekatan yang digunakan adalah Student Centered Learning (SCL) dan Problem Based Learning (PBL). Dengan menggunakan kedua pendekatan tersebut, suasana kelas dan pembelajaran akan menjadi lebih menarik dan dapat menumbuhkan semangat mahasiswa untuk aktif dalam mengikuti kegiatan belajar mengajar. Akan tetapi, program studi sistem informasi memiliki permasalahan pada rata – rata IPK. Rata – rata IPK lulusan Program Studi Sistem Informasi UKDW tahun 2012 – 2015 adalah 3.1 dan lama studi 5.37 tahun.

Kendala lain yang dihadapi adalah banyaknya mahasiswa yang berguguran di tengah jalan dan tidak menyelesaikan kuliahnya. Data semester genap 2015/2016 menunjukkan bahwa jumlah mahasiswa tahun pertama sampai tahun keempat yang gugur sangat tinggi. Hal ini dapat dilihat pada tabel 1 di bawah ini:

Tabel 1. Jumlah Mahasiswa Tahun Pertama dan Keempat yang Gugur (Santoso dan Jong, 2016)

Mhs Tahun	Jumlah Mhs Awal Masuk	Juml Mhs Smt Genap 2015/2016	% Gugur
1	59	53	10%
2	51	40	22%
3	49	36	27%
4	78	60	23%
Total th 1-4	237	189	20.3%

23

Dari tabel 1 di atas dapat dilihat bahwa jumlah mahasiswa gugur mencapai rata – rata 20,3%. Untuk mahasiswa tahun pertama, jumlah mahasiswa yang gugur mencapai 10%. Hal ini tentunya menjadi suatu peringatan bagi program studi sistem informasi dimana jumlah mahasiswa yang gugur di tahun pertama mencapai 10%. Mahasiswa tahun pertama menentukan kemampuan mahasiswa untuk dapat mengikuti kegiatan perkuliahan. Oleh karena itu, diperlukan suatu analisa untuk melihat korelasi yang terjadi antara

12

IPK lulusan dengan IPK mahasiswa tahun pertama. Oleh karena itu, di dalam penelitian ini akan dilakukan pengukuran sejauh mana hasil studi mahasiswa tahun pertama dapat digunakan untuk memprediksi kemungkinan berhasilnya mahasiswa lulus dari Program Studi Sistem Informasi UKDW. Selain itu, akan dilihat pengaruh perubahan kurikulum lama terhadap kurikulum baru terhadap IPK dengan IPS tahun pertama.

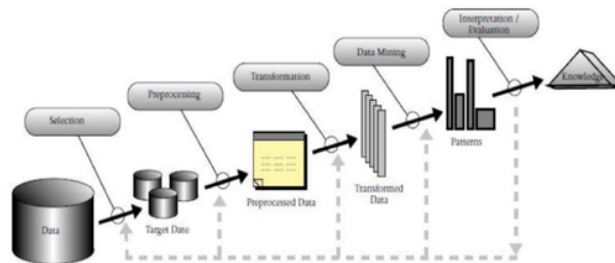
2. Tinjauan Pustaka

2.1 Data Mining

Perkembangan algoritma mesin pembelajaran didorong dengan meningkatnya akses ke dalam data yang disimpan dalam data *warehouse*. Selain itu, perkembangan algoritma ini sering kali didukung dengan adanya peningkatan jumlah data, baik data yang bersifat relasional, maupun data yang bersifat tidak relasional. Dengan demikian, perkembangan ini mendorong beberapa perkembangan lainnya.

Menurut Hirji (2001), *data mining* dapat didefinisikan sebagai analisa dan ekstraksi non-trivia dari data yang terdapat dalam basis data dengan tujuan untuk menemukan informasi baru dan berharga di dalam bentuk pola dan aturan dari hubungan – hubungan diantara elemen data. Dengan demikian, *data mining* dapat memiliki beberapa cabang ilmu yang saling berelasi, yaitu statistika, teknologi basis data, mesin pembelajaran, pengenalan pola, kecerdasan buatan, dan teknik visualisasi (Hand, et. al., 2001).

Data mining dan penemuan pengetahuan (*knowledge discovery*) di dalam basis data sering di perlakukan sama. Akan tetapi, *data mining* adalah salah satu cara yang digunakan untuk menemukan pengetahuan (Fayyad, et. al., 1996). Berikut ini skema *data mining* menurut Fayyad, et. al. (1996) dalam gambar 2.1 di bawah ini.



Gambar 1. Proses Ekstraksi Data dari Basis Data menjadi Pengetahuan (Fayyad, et. al., 1996)

Dari gambar 1 di atas dapat dilihat pada suatu proses penemuan pengetahuan melalui beberapa proses, dimulai dari proses penentuan data yang akan digunakan, persiapan data yang akan digunakan, transformasi data, *data mining*, dan yang akhirnya berujung pada penemuan pengetahuan. Tentunya dengan demikian, *data mining* tidak memiliki kesamaan dengan *knowledge discovery*. Akan tetapi, *data mining* merupakan suatu proses untuk melakukan penemuan pengetahuan (Fayyad, et. al., 1996; Suhirman, et. al., 2014).

Fungsi utama dalam *data mining* adalah menerapkan berbagai macam metode dan algoritma untuk menemukan dan melakukan ekstraksi pola dari beberapa data yang ada (Suhirman, et. al., 2014). Dengan adanya *data mining* tentunya akan sangat membantu di dalam menemukan pola – pola pengetahuan yang baru.

Suchita dan Rajeswari (2013) memiliki pemikiran yang sama mengenai *data mining*. *Data mining* dapat diartikan sebagai proses untuk melakukan analisa data dari perspektif yang berbeda dan merangkumnya menjadi informasi yang berharga dengan tujuan untuk melakukan identifikasi pola – pola yang tersembunyi di dalam *data set* yang besar. Fungsi utama dari *data mining* tentunya adalah untuk menerapkan berbagai macam teknik dan algoritma dengan tujuan untuk melakukan deteksi dan ekstraksi pola yang tersimpan dalam *data set* (Jiawei, et. al., 2012).

Menurut Jiawei, et. al. (2012), *data mining* dapat diklasifikasikan menjadi beberapa bagian, yaitu klasifikasi, *clustering*, regresi, *association rules*, dst. Semua teknik yang ada ini digunakan untuk menemukan pengetahuan di dalam *database*. *Data mining* sering kali dihubungkan dengan *data warehouse* dimana algoritma yang digunakan untuk melakukan penambangan data dan mendapatkan informasi yang

diperlukan. Dengan informasi ini tentunya akan sangat membantu di dalam memberikan dukungan terhadap pengambilan keputusan (Martinez, et. al., 2015).

2.2 Educational Data Mining

Perkembangan *data mining* sangat cepat dan digunakan di berbagai sektor, termasuk salah satunya adalah sektor pendidikan. Menurut Faulkner, Davidson, dan McPherson (2010), *data mining* telah banyak digunakan secara drastis di bidang pendidikan. Dengan menggunakan *data mining*, hal ini dapat membantu pendidikan tinggi di dalam menganalisa berbagai macam hal. *Data mining* dapat menjadi salah satu alat yang kuat untuk melakukan analisa (Black, Dawson, dan Priem, 2008).

³ *Educational data mining* merupakan salah satu ilmu yang sedang berkembang dan digunakan untuk melakukan eksplorasi terhadap data yang berasal dari bidang pendidikan (Suhirman, Jasni, dan Tutut, 2014). *Educational data mining* menggunakan teknik dan pendekatan komputasi untuk mendapatkan jawaban terhadap beberapa permasalahan di bidang pendidikan.

Educational data mining telah diterapkan di berbagai macam penelitian, termasuk *e-learning* sistem, sistem tutor cerdas, *text mining*, media sosial, dsb. Di bidang pendidikan. Proses *educational data mining* melakukan konversi data mentah yang berasal dari sistem edukasi untuk diolah menjadi informasi yang dapat digunakan untuk penelitian di bidang pendidikan (Suhirman, Jasni, dan Tutut, 2014).

Berbagai macam *tools* untuk *educational data mining* telah dilakukan. Salah satu cara yang dilakukan oleh Martinez, et. al. (2015) adalah menggunakan teknik *data mining* untuk melakukan pembuatan profil terhadap mahasiswa terhadap prestasi akademik untuk mata kuliah Algoritma dan Struktur Data. Hal ini dilakukan oleh Martinez, et. al. (2015) karena prestasi akademik merupakan salah satu faktor terpenting untuk dipertimbangkan. Di dalam penelitiannya dilakukan beberapa hal untuk mendapatkan profil mahasiswa. Sebagai hasilnya didapatkan profil mahasiswa yang dapat digolongkan menjadi siswa yang memiliki performa akademik yang bagus dan mahasiswa yang memiliki performa akademik yang kurang bagus (Martinez, et. al., 2015).

Penelitian lain terkait dengan *data mining* di sektor pendidikan adalah untuk melakukan interaksi siswa dengan perangkat lunak edukasi di dalam meningkatkan pembelajaran (Baker dan Yacef, 2009; Munk dan Drlik, 2011). Menurut Angeli dan Nicos (2013), *educational data mining* merupakan salah satu ilmu yang sedang berkembang, dimana salah satu metode yang digunakan untuk melakukan eksplorasi terhadap berbagai macam data yang berasal dari bidang pendidikan. Dengan demikian, salah satu tujuan *educational data mining* adalah untuk mengetahui bagaimana siswa melakukan pembelajaran (Angeli dan Nicos, 2013).

³ Hastuti (2012) melakukan analisa regresi yang merupakan salah satu penerapan metode *data mining*. *Educational data mining* diterapkan oleh Hastuti (2012) untuk melakukan prediksi terhadap mahasiswa non aktif. Sementara itu, Yusuf, Ginardi, dan Ariesanti (2012) menggunakan metode regresi untuk mengembangkan perangkat lunak *predictor* nilai mahasiswa menggunakan metode regresi linier. Metode regresi linier digunakan untuk melakukan prediksi terhadap kelompok – kelompok nilai mahasiswa yang sudah didapatkan dengan menggunakan metode *clustering*. Sebagai hasilnya, metode regresi mampu digunakan untuk memprediksi nilai mahasiswa (Yusuf, Ginardi, dan Ariesanti, 2012).

²¹ 3. METODOLOGI PENELITIAN

Penelitian dilakukan dengan menggunakan data yang didapat dari pusat layanan data dan informasi Universitas Kristen Duta Wacana. ¹³ Data yang didapat dimulai dari semester gasal 2005 / 2006 sampai dengan semester genap 2015 / 2016. ⁵ Data yang digunakan dalam penelitian ini adalah:

1. Data kurikulum program studi sistem informasi, baik kurikulum lama maupun kurikulum KBK;
2. Data mahasiswa dan lulusan dari Program Studi Sistem Informasi Universitas Kristen Duta Wacana;
3. Data kartu hasil studi mahasiswa;
4. Data transkrip nilai mahasiswa program studi sistem informasi.

Setelah data didapatkan, dilakukan pembersihan data dengan melakukan beberapa hal, yaitu:

1. Pemilahan mata kuliah yang ditawarkan pada semester pendek tahun ajaran baru. Nilai semester pendek tidak diikuti sertakan dalam penelitian ini;
2. Pengecekan nilai dari kolom SKS untuk mata kuliah. Pengecekan ini dilakukan secara manual karena di dalam basis data tidak tersimpan;

3. Pengecekan data yang hilang. Terdapat 16 data mahasiswa yang nilainya tidak lengkap, sehingga 16 data tersebut dikeluarkan dan tidak digunakan dalam penelitian ini.

Tahapan berikutnya dilakukan dengan melakukan perhitungan IP semester 1 dan 2. Data yang tersimpan di dalam sistem Universitas Kristen Duta Wacana tidak terdapat data IPS. Oleh karena itu, perhitungan IP semester 1 dan 2 dilakukan secara manual. Di samping itu, dilakukan proses pemisahan antara mahasiswa yang mendapatkan kurikulum lama dan mahasiswa yang mendapatkan kurikulum baru (KBK). Pada semester 2 kurikulum 2005-2009, program studi menawarkan semester pendek untuk mata kuliah teori yang dapat diambil mahasiswa semester 2. Akan tetapi sejak tahun 2010, semester pendek bagi mahasiswa semester 2 sudah tidak disajikan lagi. Untuk menjaga validitas dan konsistensi pengolahannya, maka IPS hanya dihitung pada semester 1 dan semester 2 reguler saja tanpa memperhitungkan hasil semester pendek. Pada penelitian ini, terdapat 3 variabel independen, yaitu:

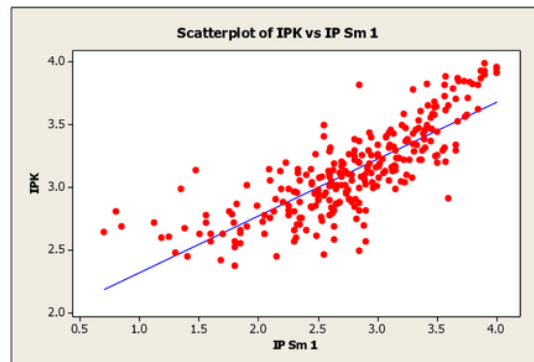
1. IP semester 1 dan 2 yang diperoleh dari semua mata kuliah yang diambil mahasiswa;
2. IP semester 1 dan 2 yang dihitung hanya pada mata kuliah yang disajikan pada semester tersebut.

Setelah data IP semester 1, IP semester 2, dan IPK diperoleh, berikutnya dicari persamaan garis regresi linier maupun koefisien korelasinya. Pengolah data dilakukan menggunakan *Minitab*. Perhitungan dilakukan baik pada data kurikulum lama maupun kurikulum baru (KBK). Hasil pengolahan data kurikulum lama dan kurikulum KBK dibandingkan untuk memperoleh kesimpulan tentang ada atau tidaknya pengaruh perubahan kurikulum terhadap korelasi IPS dengan IPK.

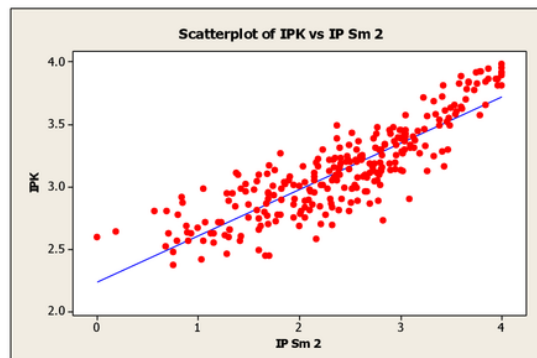
4. ANALISA DAN PEMBAHASAN

4.1 Pengolahan Data Lulusan Dari Kurikulum Lama

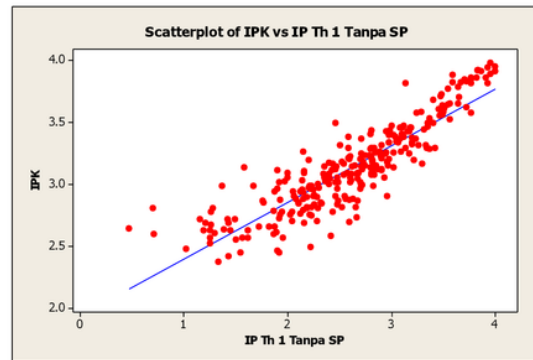
Korelasi antara IPK sebagai variabel dependen dengan IPS sebagai variabel independen dinyatakan dalam diagram pencar yang tampak pada gambar 2 (IP semester 1 sebagai variabel independen), 3 (IP semester 2 sebagai variabel independen) dan 4 (IPS tahun pertama sebagai variabel independen).



Gambar 2. Diagram Pencar Relasi Antara IPK Lulusan Dengan IP Semester 1



Gambar 3. Diagram Pencar Relasi Antara IPK Lulusan Dengan IP Semester 2

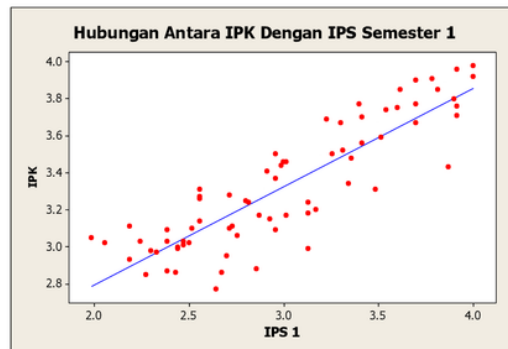


Gambar 4. Diagram Pencar Relasi Antara IPK Lulusan Dengan IPS Tahun Pertama

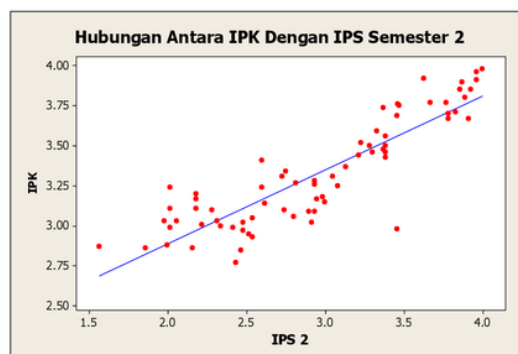
Dari gambar 2, 3, dan 4 diatas tampak bahwa korelasi antara IPK dengan IP semester 1, IP semester 2, dan IP tahun pertama sangatlah berkorelasi. Terjadi korelasi linier yang kuat. Selain itu, untuk koefisien R^2 pada persamaan regresi adalah: 65.2% (R^2 antara IPK dengan IP semester 1), 74.6% (R^2 antara IPK dengan IP semester 2), dan 78.7% (R^2 antara IPK dengan IP tahun pertama).

4.2 Pengolahan Data dari Kurikulum KBK

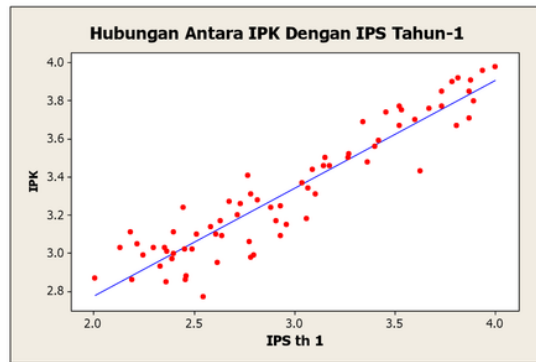
Sama halnya dengan proses pengolahan untuk kurikulum lama, pengolahan data IPS dan IPK juga di lakukan dengan menggunakan regresi linier. Sebagai hasilnya, dapat dilihat pada diagram pencar pada gambar 5, 6, dan 7 di bawah ini.



Gambar 5. Diagram Pencar Relasi Antara IPK Lulusan Dengan IP Semester 1 KBK



Gambar 6. Diagram Pencar Relasi Antara IPK Lulusan Dengan IP Semester 2 KBK



Gambar 7. Diagram Pencar Relasi IPK Lulusan Dengan IP Tahun Pertama KBK

Dari gambar 5,6, dan 7 nampak bahwa korelasi antara IPK dengan IP semester 1, 2, dan IP tahun pertama tidak jauh berbeda. Kenaikan korelasi yang cukup signifikan terjadi apabila menggunakan IP semester 1 sebagai variabel independen. Untuk nilai koefisien R² adalah 76% (IPK dengan IP semester 1), 76.8 (IPK dengan IP semester 2), dan 87.3 (IPK dengan IP tahun pertama).

4.3 Pengaruh Perbedaan Kurikulum Terhadap Korelasi IPK Lulusan dengan IP Tahun Pertama

Untuk mengetahui pengaruh perbedaan kurikulum terhadap korelasi IPK lulusan dengan IP tahun pertama dilakukan uji korelasi dan hasilnya dapat dilihat pada tabel 2 di bawah ini. Variabel yang digunakan dalam proses uji korelasi ini adalah KurLa = Kurikulum Lama; KBK = Kurikulum Berbasis Kompetensi (Kurikulum Baru); IPS Smt 1 merupakan hasil IP mahasiswa hanya semester 1; IPS Smt 2 merupakan hasil IP mahasiswa hanya untuk semester 2; dan IPS Thn 1 merupakan hasil IP mahasiswa untuk tahun pertama (terdiri dari IPS semester 1 dan semester 2).

Tabel 2. Perbandingan Hasil Regresi dan Korelasi IPK dan IPS Pada Kurikulum Lama dan KBK

Variabel	IPS Smt 1		IPS Smt 2		IPS Thn 1	
	KurLa	KBK	KurLa	KBK	KurLa	KBK
Korelasi	0.808	0.874	0.864	0.878	0.887	0.936
R² (adj)	65.2	76	74.6	76.8	78.7	87.3
Regresi						
% unusual obs	6.2	5.6	4.0	2.8	6.2	5.6

Tabel 2 menunjukkan perbandingan korelasi dan regresi IPS dengan IPK pada data kurikulum lama dengan kurikulum KBK. Hasil korelasi tersebut diperoleh dari keluaran Minitab. Tampak bahwa pada kedua kurikulum yang diimplementasikan, korelasi IPK dengan IPS selama tahun pertama sangat tinggi (terendah 0.808 dan tertinggi 0.936). Hal yang senada juga tampak pada koefisien determinasi (R²) yang berkisar antara 65.2% - 87.3%.

4.4 Pembahasan

Proses *data mining* di dalam penelitian ini digunakan untuk melihat korelasi antara IP semester 1 dan IP semester 2 dengan IPK lulusan. *Data mining* yang ada digunakan untuk melakukan ekstraksi data akademik mahasiswa dan mendapatkan pola dari data tersebut. Pola – pola IP mahasiswa tersebut akan sangat membantu untuk menemukan pola perubahan IPS masing – masing semester dan melakukan deteksi terhadap pola yang ada dalam *dataset* akademik mahasiswa.

Semua model regresi menunjukkan hubungan linier yang kuat antara IPK lulusan dengan IPS selama tahun pertama (baik IPS semester 1 maupun semester 2). Hubungan yang kuat ini terjadi pada kurikulum lama maupun kurikulum KBK. Hal ini ditunjukkan dengan korelasi positif sebesar 0.808 - 0.936, serta koefisien determinasi (R²) sebesar 65.2% - 87.3%. Model regresi yang lebih kompleks dengan menggunakan 2 variabel bebas (semester 1 dan 2 secara terpisah).

Penggunaan data untuk memprediksi IPK dengan menggunakan IP semester 1 dan 2 saja tidak memberikan peningkatan korelasi yang signifikan. Oleh karena itu, prediksi dapat menggunakan IP tahun yang akan memberikan peningkatan korelasi yang lebih tinggi.

4

5. KESIMPULAN DAN SARAN

5.1 Kesimpulan

1. Korelasi antara IPK lulusan dengan IPS selama tahun pertama (baik semester 1 maupun 2) sangatlah tinggi, terlepas dari kurikulum yang diterapkan. IPK lulusan dapat diprediksi dengan baik menggunakan hasil studi semester 1 maupun semester 2. Tingkat korelasi antara IPK dengan IPS di Program Studi Sistem Informasi UKDW adalah 0.808 - 0.936, dan koefisien determinasi (R^2) sebesar 65.2% - 87.3%.
2. Penggunaan data semester 1 atau semester 2 saja sebagai variabel independen dalam prediksi IPK tidak menghasilkan perbedaan yang signifikan. Demikian pula penggunaan IPB (IPS Berbot). Akan tetapi, penggunaan data IPS tahun pertama (semester 1 dan semester 2) sebagai 2 variabel independen akan memberikan peningkatan korelasi sebesar 0.062-0.078, serta peningkatan R^2 antara 11.1-13.5% dibandingkan dengan hanya menggunakan data semester 1 atau semester 2 saja.
3. *Data mining* di dalam penelitian ini digunakan untuk melihat korelasi antara IP semester 1 dan IP semester 2 dengan IPK lulusan. Dengan menggunakan analisa korelasi dan regresi, proses *data mining* membantu untuk melihat pola yang ada pada IPS dan IPK data akademik mahasiswa.

5.2 Saran

1. Perluasan data sampel ke program studi lain di UKDW, mengingat tiap program studi memiliki karakteristik kurikulum yang berbeda-beda
2. IPS semester 1 sangat dipengaruhi oleh kualitas input mahasiswa. Penelitian dapat dilakukan dengan mengetahui profil pendaftar yang akan sukses atau gagal pada semester pertamanya di program studi Sistem informasi UKDW

6. DAFTAR RUJUKAN

- [1] Angeli, C., Nicos Valanides. (2013). Using Educational Data Mining Methods to Assess Field – Dependent and Field – Independent Learners' Complex Problem Solving. *Education Technology Research and Development*, 61, 521 – 548.
- [2] Black, E., Dawson, K., & Priem, J. (2008). Data for free: Using LMS activity logs to measure community in an online course. *Internet and Higher Education*, 11(2), 65-70.
- [3] Faulkner, R., Davidson, J. W., & McPherson, G. E. (2010). The value of *data mining* in music education research and some findings from its application to a study of instrumental learning during childhood. *International Journal of Music Education*, 28(3), 212-30.
- [4] Fayyad, U., Shapiro, G. P. and Smyth, P. From Data Mining to Knowledge Discovery in Databases. *American Association for Artificial Intelligence*, City, 1996.
- [5] Elkar, D., Mannila, H., & Smyth, P. (2001). Principles of Data Mining. Cambridge, MA: MIT Press
- [6] Hastuti, K. (2012). Analisis Komparasi Algoritma Klasifikasi Data Mining Untuk Prediksi Mahasiswa Non Aktif. *Seminar Nasional Teknologi Informasi dan Komunikasi Terapan*. Semarang.
- [7] Han, K. K. (2001). Exploring *data mining* implementation. *Communications of the ACM*, 44(7), 87-93.
- [8] Jiawei, H., Micheline, K. and Jian P. (2012). *Data mining concepts and techniques*, Third edition. Elsevier Inc: USA
- [9] Martinez, David L. la Red, Marcelo Karanik, Mirtha Giovannini, Noelia Pinto (2015). Academic Performance Profiles : A Descriptive Model Based on Data Mining. *European Scientific Journal*, Vol. 1, No 9, pp 17-38.
- [10] Munk, M., & Drlík, M. (2011). Impact of different pre-processing tasks on effective identification of users' behavioral patterns in web-based educational systems. *Procedia Computer Science*, 4, 1640–1649.
- [11] Santoso, Halim Budi dan Jong Jek Siang (2016). How Educational Data Mining Can Predict Students' Academic Achievement. *Researchers World*. Vol. VII, Issue 3, pp 25-33.
- [12] Suchita, B. dan Rajeswari, K. (2013). Predicting Students Academic Performance Using Education Data Mining. *International Journal of Computer Science and Mobile Computing*, 2, 273-279.
- [13] Suhirman, Jasni Mohamad Zain, Tutut Herawan. (2014). Data Mining for Education Decision Support: A Review. *International Journal of Emerging Technologies in Learning*. Vol. 9, Issue 6, pp 4 – 19.
- [14] Yusuf, A., Ginardi, H., & Arieshanti, I. (2012). Pengembangan Perangkat Lunak Prediktor Nilai Mahasiswa Menggunakan Metode Spectral Clustering dan Bagging Regresi Linier. *Jurnal Teknik ITS*, 1 (September), 246 - 250.

Halaman ini sengaja dikosongkan

Pengaruh Perubahan Kurikulum Terhadap Korelasi IP Tahun Pertama

ORIGINALITY REPORT

18%

SIMILARITY INDEX

16%

INTERNET SOURCES

10%

PUBLICATIONS

11%

STUDENT PAPERS

PRIMARY SOURCES

1	Halim Budi Santoso -, Jong Jek Siang -. "HOW EDUCATIONAL DATA MINING CAN PREDICT STUDENTS' ACADEMIC ACHIEVEMENT", Researchers World : Journal of Arts, Science and Commerce, 2016 Publication	2%
2	d-scholarship.pitt.edu Internet Source	1%
3	pt.scribd.com Internet Source	1%
4	www.scribd.com Internet Source	1%
5	Submitted to Universitas Kristen Duta Wacana Student Paper	1%
6	www.ifets.info Internet Source	1%
7	www.era.lib.ed.ac.uk Internet Source	1%

8	is.its.ac.id Internet Source	1%
9	ukdw.ac.id Internet Source	1%
10	wicc2018.unne.edu.ar Internet Source	1%
11	Submitted to School of Business and Management ITB Student Paper	1%
12	Submitted to Universitas Atma Jaya Yogyakarta Student Paper	1%
13	"Reflections on the Future of Instructional Design Research", Competencies in Teaching Learning and Educational Leadership in the Digital Age, 2016. Publication	1%
14	media.neliti.com Internet Source	1%
15	www.alshargahlia.edu.sd Internet Source	1%
16	Submitted to University of Derby Student Paper	1%
17	Submitted to Curtin University of Technology Student Paper	<1%

18	Submitted to Northcentral Student Paper	<1%
19	docobook.com Internet Source	<1%
20	es.scribd.com Internet Source	<1%
21	documents.mx Internet Source	<1%
22	docshare.tips Internet Source	<1%
23	jptam.org Internet Source	<1%
24	Saifullah Saifullah, Muhammad Zarlis, Zakaria Zakaria, Rahmat Widia Sembiring. "Analisa Terhadap Perbandingan Algoritma Decision Tree Dengan Algoritma Random Tree Untuk Pre-Processing Data", J-SAKTI (Jurnal Sains Komputer dan Informatika), 2017 Publication	<1%
25	fr.slideshare.net Internet Source	<1%
26	ejournal-s1.undip.ac.id Internet Source	<1%
27	id.scribd.com Internet Source	<1%

28

docplayer.info

Internet Source

<1%

Exclude quotes Off

Exclude matches < 3 words

Exclude bibliography Off