

**Deteksi Gaya Belajar berdasarkan *Learning Behavior* pada
Learning Management System menggunakan
*Naive Bayes***

Tugas Akhir
diajukan untuk memenuhi salah satu syarat
memperoleh gelar sarjana
dari Program Studi S1 Informatika
Fakultas Informatika
Universitas Telkom

1301164424

Nurliah Awaliah



Program Studi Sarjana Informatika
Fakultas Informatika
Universitas Telkom
Bandung
2020

LEMBAR PENGESAHAN

Deteksi Gaya Belajar berdasarkan *Learning Behavior* pada *Learning Management System* menggunakan *Naïve Bayes*

Learning Style Detection based on Learning Behavior in Learning Management System using Naïve Bayes

NIM : 1301164424

Nurliah Awaliah

Tugas akhir ini telah diterima dan disahkan untuk memenuhi sebagian syarat memperoleh gelar pada Program Studi Sarjana Informatika
Fakultas Informatika
Universitas Telkom

Bandung, 10 Januari 2020

Menyetujui

Pembimbing I,



Anisa Herdiani, S.T., M.T.

NIP. 15850002

Pembimbing II,



Gede Agung Ary Wisudiawan, S.Kom., M.T.

NIP. 14870024

Ketua Program Studi
Sarjana Informatika



Niken Dwi Wahyu Cahyani, S.T., M.Kom., Ph.D.

NIP. 00750052

LEMBAR PERNYATAAN

Dengan ini saya, Nurliah Awaliah menyatakan sesungguhnya bahwa Tugas Akhir saya dengan judul “**Deteksi Gaya Belajar berdasarkan *Learning Behavior* pada *Learning Management System* menggunakan *Naïve Bayes*” beserta dengan seluruh isinya adalah merupakan hasil karya sendiri, dan saya tidak melakukan penjiplakan yang tidak sesuai dengan etika keilmuan yang berlaku dalam masyarakat keilmuan. Saya siap menanggung resiko/sanksi yang diberikan jika di kemudian hari ditemukan pelanggaran terhadap etika keilmuan dalam buku TA atau jika ada klaim dari pihak lain terhadap keaslian karya,**

Bandung, 10 Januari 2020

Yang Menyatakan



Nurliah Awaliah

Deteksi Gaya Belajar berdasarkan *Learning Behavior* pada *Learning Management System* menggunakan Naïve Bayes

Nurliah Awaliah¹, Anisa Herdiani², Gede Agung Ary Wisudiawan³

^{1,2,3}Fakultas Informatika, Universitas Telkom, Bandung

¹nurliaha@students.telkomuniversity.ac.id, ²anisaherdiani@telkomuniversity.ac.id,

³degunk@telkomuniversity.ac.id

Abstrak

Learning Management System (LMS) merupakan tempat manajemen pembelajaran secara *online* dan memudahkan interaksi dalam proses belajar mengajar. LMS dapat digunakan pengajar untuk mengetahui kegiatan atau interaksi siswa dengan *course* yang diambil (*learning behavior*). Setiap orang memiliki metode pemahaman belajar yang berbeda, oleh karena itu perlu mengetahui gaya belajar yang dimiliki agar dapat diterapkan dalam belajar. Salah satu faktor pendukung keberhasilan belajar yaitu dengan menggunakan gaya belajar yang sesuai sehingga informasi yang diterima dapat tersampaikan dengan baik dan jelas. Untuk itu diperlukan sebuah sistem untuk mengidentifikasi gaya belajar. Penelitian ini membangun sistem deteksi gaya belajar berdasarkan *learning behavior* pada LMS Universitas Telkom dengan menggunakan metode klasifikasi *Naive Bayes*. Model gaya belajar yang digunakan sebagai acuan gaya belajar yaitu *Felder-Silverman learning Style Model*. Kuisisioner *Index of Learning Style* digunakan untuk menentukan kelas target gaya belajar yang akan digunakan pada klasifikasi *naïve bayes*. *Naive Bayes* dipilih sebagai metode klasifikasi gaya belajar karena pada penelitian sebelumnya [1] melakukan perbandingan dengan menggunakan metode *Bayesian Network*, *J48*, *Naive Bayes Tree* menghasilkan akurasi yang lebih unggul dibandingkan ketiga metode lainnya. Pengujian akurasi pada penelitian ini menggunakan nilai *k-fold* yang berbeda, sehingga untuk dimensi *processing* 60.71% dengan *9-fold cross validation*, *perception* 78.12% dengan *8-fold cross validation*, *input* 85.71% dengan *10-fold cross validation*, dan *understanding* 53.33% dengan *7-fold cross validation*.

Kata kunci : gaya belajar, *learning management system*, *Naive Bayes*

Abstract

Learning Management System (LMS) is a place to manage online learning and facilitate interaction in the teaching and learning process. LMS can be used by instructors to find out student activities or interactions with courses taken (*learning behavior*). Every person has a different method of understanding learning, therefore it is necessary to know the learning styles they have so that they can be applied in learning. One of the supporting factors of learning success is to use appropriate learning styles so that the information received can be conveyed properly and clearly. For this reason, a system is needed to identify learning styles. This study builds a learning style detection system based on learning behavior at Telkom University LMS using the *Naive Bayes* classification method. The learning style model used as a learning style reference is the *Felder-Silverman learning Style Model*. The *Index of Learning Style* questionnaire is used to determine the target class of learning styles that will be used in the *naïve bayes* classification. *Naive Bayes* was chosen as a method of classifying learning styles because in previous studies [1] making comparisons using the *Bayesian Network* method, *J48*, *Naive Bayes Tree* yielded accuracy that was superior to the other three methods. Testing accuracy in this study uses different *k-fold* values, so for 60.71% processing dimensions with *9-fold cross validation*, *perception* 78.12% with *8-fold cross validation*, 85.71% input with *10-fold cross validation*, and *understanding* 53.33% with *7-fold cross validation*.

Keywords: learning style, , learning management system, *Naive Bayes*

1. Pendahuluan

Latar Belakang

Saat ini perkembangan teknologi di dunia pendidikan telah memanfaatkan internet dalam menunjang proses belajar mengajar. Telah diterapkan *Learning Management System (LMS)* berbasis *web platform* untuk manajemen pembelajaran daring, sehingga mempermudah siswa dalam mengakses pembelajaran [2]. LMS memiliki fitur-fitur pendukung yang dapat mewakili interaksi antara pengajar dengan siswa. Melalui layanan tersebut pengajar dapat memanfaatkannya dengan menyediakan konten belajar sebagai *learning material* dalam mendukung dan memotivasi siswa dalam belajar [3]. Beberapa siswa belum sadar terhadap gaya belajar yang dimiliki, sehingga belum memahami kekurangan dan kelebihan yang dimiliki.

Setiap orang memiliki metode pemahaman belajar yang berbeda sehingga, perlu mengetahui gaya belajar yang sesuai secara mandiri untuk diterapkan dalam belajar. Gaya belajar merupakan kebiasaan atau karakteristik

seseorang dalam memahami materi pembelajaran sehingga dapat menciptakan proses belajar yang nyaman dan efektif [4]. Gaya belajar tercipta dari kebiasaan seseorang dalam menerima materi pembelajaran yang diolah menggunakan metode yang berbeda baik dalam mendengarkan audio, menonton video, maupun membaca teks [5]. Salah satu faktor pendukung keberhasilan belajar yaitu dengan menggunakan gaya belajar yang sesuai sehingga informasi yang diterima dapat tersampaikan dengan baik dan jelas [6].

Terdapat beberapa model gaya belajar yang dijelaskan oleh Feldman [7] untuk mendeteksi gaya belajar seseorang, salah satunya *Felder-Silverman Learning Style Model* (FSLSM). Model gaya belajar dengan mengidentifikasi 4 dimensi, yaitu: (1) *Processing: Active/Reflective*; (2) *Preception: Sensitive/Intuitive*; (3) *Input: Visual/Verbal*, (4) *Understanding: Sequential/Global*. FSLSM dapat mendefinisikan dua gaya belajar yang berbeda, dari dari tiap dimensi dapat menghasilkan satu gaya belajar. Model gaya belajar FSLSM baik digunakan dalam mendeteksi gaya belajar pada *Learning Management System* (LMS) karena preferensi gaya belajar yang dihasilkan lebih spesifik, sehingga setiap dimensi gaya belajar dapat dimodelkan dengan menggunakan kebiasaan mahasiswa dalam menggunakan fitur dalam belajar (*learning behavior*) [8] [4].

Penelitian ini memilih algoritma *Naïve Bayes* dalam melakukan pengelompokan FSLSM berdasarkan *learning behavior* pada LMS untuk mengidentifikasi gaya belajar dengan melakukan pertimbangan terhadap penelitian sebelumnya [1] melakukan perbandingan dengan menggunakan metode *Bayesian Network*, *J48*, *Naive Bayes Tree* menghasilkan akurasi yang lebih unggul dibandingkan ketiga metode lainnya.

Topik dan Batasannya

Untuk melakukan proses identifikasi awal gaya belajar, dilakukan dengan menggunakan kuisioner (*Index of Learning Style*), hasil dari kuisioner ini akan digunakan sebagai label target gaya belajar pada proses klasifikasi. Terdapat 85 orang yang menggunakan *course* Manajemen Proyek TIK yang tercatat dalam data *log moodle* selama 73 hari. Ketentuan yang terdapat pada penelitian ini, yaitu mahasiswa yang berpartisipasi diwajibkan untuk mengisi kuisioner (ILS) agar dapat diketahui acuan gaya belajar mahasiswa. Dari 85 mahasiswa yang terdata pada sistem log aktivitas LMS, sebanyak 64 mahasiswa yang mengisi kuisioner. *Felder-Silverman Learning Style Model* (FSLSM) merupakan dasar gaya belajar yang digunakan untuk deteksi gaya belajar, ekstraksi fitur terhadap pola *learning behavior* mengacu pada penelitian [2].

Pada penelitian ini terdapat beberapa batasan masalah yang mengacu dari penelitian sebelumnya [2] dari 14 pola *behavior* yang direkomendasikan, penelitian ini hanya menggunakan 11 pola *behavior* untuk mendeteksi 4 dimensi gaya belajar *Felder-Silverman* karena saat ini LMS Universitas Telkom belum dirancang untuk melakukan penelitian terhadap *learning behavior*. Sehingga, pola *learning behavior* yang tersedia masih terbatas. Sistem ini tidak dapat mendeteksi pengguna LMS yang baru karena syarat yang diberlakukan hanya untuk pengguna LMS yang telah mengikuti *course* Manajemen Proyek TIK dari awal perkuliahan dan telah mengisi ILS.

Tujuan

Tujuan penelitian ini adalah mendeteksi gaya belajar mahasiswa dengan menggunakan metode: (1) *Static Detection* menggunakan kuisioner dari *of Learning Style* (ILS) yang digunakan sebagai label gaya belajar (*goals standard*) dan (2) *Dynamic Detection* mendeteksi gaya belajar dengan kebiasaan mahasiswa dalam menggunakan fitur LMS (*learning behavior*) menggunakan algoritma *Naïve Bayes* serta melakukan analisis performansi berupa akurasi dari sistem menggunakan *K-Fold Cross Validation*, dengan menggunakan studi kasus dari *Log Moodle* Universitas Telkom *course* Manajemen Proyek TIK.

Organisasi Tulisan

Bagian-bagian selanjutnya yang akan dipaparkan yaitu penelitian yang telah dilakukan sebelumnya serta dasar teori terkait dijelaskan pada bagian 2. Kemudian dilanjutkan dengan perancangan sistem dan metodologi penelitian pada bagian 3. Kemudian dilanjutkan dengan hasil pengujian, analisis hasil pengujian pada bagian 4. Dan terakhir diikuti oleh kesimpulan dan saran pada bagian 5.

2. Studi Terkait

2.1 Penelitian Sebelumnya

Tabel 1 Studi Terkait

No	Penulis	Judul Penelitian	Hasil Penelitian
1	R. Zatarain-Cabada, M. L. Barrón-Estrada, V. P. Angulo, A. J. García, and C. A. R. García (2010)	"A <i>Learning Social Network with Recognition of Learning Styles using Neural Networks</i> "	Model <i>learning style</i> yang digunakan adalah <i>Felder-Silverman</i> pada percobaan a dengan hasil akurasi 16% untuk mengklasifikasikan 3 dimensi, yaitu: (1) <i>Processing</i> ; (2) <i>Input</i> dan (3) <i>Understanding</i> . pada percobaan b memiliki hasil akurasi 66% untuk mengklasifikasikan 2 dimensi <i>learning style</i> [9].

2	H. J. Cha, Y. S. Kim, S. H. Park, T. B. Yoon, Y. M. Jung, and J. H. Lee (2006)	"Learning Styles Diagnosis based on User Interface Behaviors for the Customization of Learning Interfaces in an Intelligent Tutoring System"	"Learning Styles Diagnosis based on User Interface Behaviors for the Customization of Learning Interfaces in an Intelligent Tutoring System" Dengan studi kasus LMS untuk mengetahui <i>behavior</i> dengan pendekatan <i>Bayesian network</i> dan <i>Felder-Silverman Learning Style Model</i> dengan hasil akurasi yang didapatkan untuk <i>Procession</i> (active/reactive): 66%, <i>Perception</i> (sensing/intuitive): 80%, <i>Input</i> (visual/verbal): 77%, dan <i>Understanding</i> (sequential/global): 72% [10].
3	C. Carmona, G. Castillo, and E. Millán (2008)	"Designing a Dynamic Bayesian Network for Modeling Students' Learning Styles"	Memodelkan user berdasarkan <i>Learning Object Repository</i> (LOR) yang menghasilkan preferensi <i>Felder-Silverman Learning Style Model</i> dalam sebuah LMS. Kesimpulan dari penelitian ini adalah membuat pilihan jika pengguna mengubah <i>learning style</i> (pilihan <i>learning objek</i>) yang digunakan maka user modelnya akan mengikuti dengan mengubah jaringan user model sesuai dengan <i>learning style</i> saat ini [11].
4	S. Graf, Kinshuk, and T. C. Liu (2008)	"Identifying Learning Styles in Learning Management Systems by Using Indications from Students' Behaviour"	Penelitian ini menggunakan <i>Bayesian network</i> dalam memodelkan <i>user behavior</i> dengan menggunakan pendekatan <i>LSI Feder-Silverman</i> dengan hasil akurasi perbandingan antar pendekatan menggunakan preferensi dari 4 dimensi. Masing-masing dimensi memiliki nilai akurasi, yaitu: (1) act/ref: 79.33%; (2) Sen/int: 77.33%; (3) vis/ver: 76.67%; dan (4) seq/glo: 73.33 [3].

2.2 Gaya Belajar

Gaya belajar merupakan perilaku seseorang dalam belajar baik dari segi cara berpikir dan *problem-solving*, maupun penggunaan panca indra yang dominan dalam mendukung belajar. Tiap orang mempunyai gaya belajarnya sendiri sehingga dapat menciptakan belajar yang efektif dan dapat memberikan kenyamanan tersendiri pada saat belajar [12]. Adapun manfaat dari mengetahui gaya belajar yang sesuai, yaitu: memudahkan dalam manajemen waktu belajar, memudahkan daya serap belajar secara mandiri, memudahkan dalam memahami materi pembelajaran, dan memudahkan menerima informasi yang disampaikan oleh pengajar atau orang lain [7].

2.3 Felder Silverman Learning Style Model

Pada gaya belajar model *Felder-Silverman* menggunakan pendekatan 4 dimensi, dimana setiap dimensi memiliki gaya belajar yang berbeda. Gaya belajar yang didefinisikan pada model ini sangat cocok untuk memodelkan gaya belajar setiap mahasiswa. *Inventory* yang digunakan untuk mendefinisikan gaya belajar menggunakan kuisioner yang terdiri dari 44 pertanyaan [13]. Berikut 4 dimensi yang diterapkan untuk menentukan gaya belajar, yaitu:

Tabel 2 Felder-Silverman Learning Style[14][15]

Dimensi <i>Processing</i> : Menjelaskan pemrosesan sebuah informasi	
<i>Active</i>	<i>Reflective</i>
Melibatkan dunia luar dalam melakukan observasi dan mendiskusikannya dengan informasi yang diterima	Memanipulasi informasi yang diterima untuk diri sendiri
Cenderung menyukai eksperimen, belajar kelompok, berdiskusi	Cenderung ahli dalam teori, pemodelan matematika, menyukai belajar sendiri
Dimensi <i>Perception</i> : Menjelaskan persepsi terhadap informasi	
<i>Sensing</i>	<i>Intuitive</i>
Gaya belajar menyukai teori dan prinsip	Gaya belajar yang suka menerapkan konsep baru (inovasi)
Cenderung mengimplementasikan fakta, data, dan eksperimen	Cenderung menekankan sebuah konsep dan inovasi dalam menggunakan persepsi
Dimensi <i>Input</i> : Menjelaskan penyajian sebuah informasi	
<i>Visual</i>	<i>Verbal</i>
Mudah dalam memahami informasi yang berbentuk visualisasi gambar	Mudah dalam memahami informasi yang didengar, didiskusikan, dan diucapkan
Cenderung menyukai gambar, diagram, dan symbol	Cenderung menyukai penjelasan verbal dan dapat menjelaskan apa yang dipahami kepada orang lain
Dimensi <i>Understanding</i> : Menjelaskan pemahaman terhadap informasi	
<i>Sequential</i>	<i>Global</i>

Pemahaman terhadap materi pembelajaran yang berurutan, dan biasanya mengikuti strategi yang disampaikan oleh pengajar	Dapat merancang pemahamannya sendiri tanpa harus mengikuti strategi yang pengajar sampaikan
Memiliki pemikiran konvergen dan kuat dalam menganalisa	Cenderung mempelajari apa yang ingin diketahui sehingga, memiliki kendala tidak bisa menjelaskan bagaimana menemukan solusi karena pemahaman yang digunakan secara <i>intuitive</i>

2.4 Learning Management System (LMS)

Learning Management System (LMS) merupakan sarana pembelajaran *e-learning* yang digunakan untuk memanajemen kegiatan belajar mengajar secara daring [16]. Dengan LMS pengajar dapat mengelola kegiatan pembelajaran, menyediakan fasilitas interaksi berupa komunikasi, memonitor kegiatan belajar yang diakses oleh setiap siswa. Salah satu contoh LMS berbasis web yang sering digunakan adalah Moodle. Layanan yang diberikan pada LMS berbasis web (Moodle) yaitu berupa: pengelolaan *course*, *learning material*, *quiz*, forum diskusi, dan *Assignment* yang dapat digunakan untuk menunjang proses belajar. Dari layanan yang telah disediakan oleh LMS, penelitian dilakukan untuk mengetahui preferensi gaya belajar dari *behavior* mahasiswa dalam menggunakan fitur yang ada pada LMS. Solusi yang diberikan adalah berupa *dataset* yang dikelola dari *log* aktivitas yang ada pada moodle.

2.5 Pola dari Learning Behavior

Seperti yang diketahui gaya belajar dapat mempengaruhi preferensi belajar seseorang, sehingga manfaat saat mengetahui gaya belajar dapat mempengaruhi *skill*, daya serap wawasan, dan dapat dengan mudah memanajemen waktu pada saat belajar. Preferensi *learning style* ini bisa diukur dengan menggunakan *Index of Learning Style (ILS)* model *Felder* dengan rentang nilai -11 sampai +11 per dimensi dengan memilih +/- 2 gaya belajar [17]. Sedangkan *Learning behavior* adalah aktivitas atau interaksi seseorang pada saat belajar melalui LMS.

Antara gaya belajar dan *learning behavior* memiliki korelasi yang dapat dilihat dari frekuensi interaksi mahasiswa dalam menggunakan fitur-fitur yang ada didalam LMS. Dari data *row behavior* yang telah diolah dapat dilakukan pemodelan berupa pola gaya belajar. Pada penelitian sebelumnya [4] pola *learning style* terbentuk ditinjau dari tinggi rendahnya "+", dan "-" indikasi kemunculan *learning style* yang sama yang mengacu pada FLSM. Pola yang memiliki akurasi tinggi pada *learning behavior* akan terindikasi dan berpengaruh pada dimensi lain dan sebaliknya [18].

Tabel 3 merupakan tabel pada *log* moodle yang atributnya digunakan sebagai pola dari *learning behavior*. Penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Karagiannis [18] dan Graf [2] yang telah menjabarkan *log* (aktivitas) yang ada pada moodle dan kemudian dikelompokkan kedalam 4 dimensi yang ada pada FLSM. Preferensi *learning style* pada penelitian sebelumnya yang dilakukan oleh Ling Xiau [13] berdasarkan FLSM yang ditinjau dari aktivitas pada fitur (*learning behavior*) rinci yang digunakan dapat diukur dengan melihat seberapa sering fitur-fitur tersebut diakses sesuai dengan gaya belajar pada tiap dimensi.

Tabel 3. Pola dari Gaya Belajar setiap Dimensi terhadap Learning Behavior dari FLSM [4]

Processing	Perception	Input	Understanding
<i>Active/Reflective</i>	<i>Sensing/Intuitive</i>	<i>Visual/Verbal</i>	<i>Sequential/Global</i>
<i>Content_visit</i> (-)	<i>Content_visit</i> (-)	<i>Content_visit</i> (-)	<i>Outline_visit</i> (-)
<i>Content_stay</i> (-)	<i>Content_stay</i> (-)	<i>Ques_graphics</i> (+)	<i>Outline_stay</i> (-)
<i>Outline_stay</i> (-)	<i>Example_visit</i> (+)	<i>Forum_duration</i> (-)	<i>Ques_detail</i> (+)
<i>Example_stay</i> (-)	<i>Example_stay</i> (+)	<i>Ques_text</i> (-)	<i>Ques_overview</i> (-)
<i>Selfass_stay</i> (-)	<i>Selfass_visit</i> (+)	<i>Forum_visit</i> (-)	<i>Ques_interpret</i> (-)
<i>Selfass_visit</i> (+)	<i>Selfass_stay</i> (+)	<i>Forum_stay</i> (-)	<i>Ques_develop</i> (-)
<i>SelfAss_twice_wrong</i> (+)	<i>Ques_detail</i> (+)	<i>Forum_post</i> (-)	<i>Navigation_Skip</i> (-)
<i>Exercise_visit</i> (+)	<i>Ques_facts</i> (+)		<i>Navigation_overview_visit</i> (-)
<i>Exercise_visit</i> (+)	<i>Ques_concepts</i> (-)		<i>Navigation_overview_stay</i> (-)
<i>Forum_visit</i> (-)	<i>Ques_develop</i> (-)		
<i>Forum_post</i> (+)	<i>Ques_revisions</i> (+)		
	<i>Ques_stay_results</i> (+)		

2.6 Naïve Bayes

Algoritma *Naïve Bayes* adalah salah satu algoritma yang bukan hanya digunakan untuk klasifikasi atau pengelompokan data tapi dapat digunakan untuk pengambilan keputusan. Algoritma *Naïve Bayes* memprediksi peluang di masa depan berdasarkan pengalaman di masa sebelumnya sehingga dikenal sebagai Teorema *Bayes* [19].

Teorema *Bayes* peluang bersyarat:

$$P(H|X) = \frac{P(X|H) P(H)}{P(X)} \quad (1)$$

Keterangan :

H : Kelas target (Hipotesis)

X : data

P(X) = Probabilitas *prior* dari X

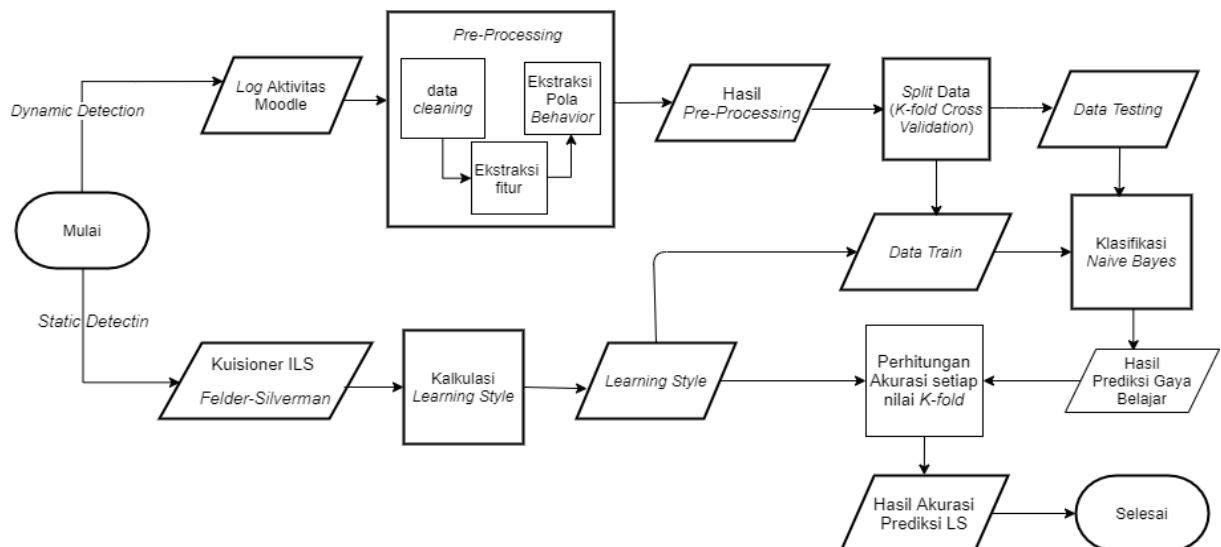
P(H) = Probabilitas *prior* Hipotesis H

P(H|X) = Probabilitas *posterior* H dengan syarat X

P(X|H) = Probabilitas *posterior* X dengan syarat Y

3. Sistem yang Dibangun

3.1 Metodologi Penelitian



Gambar 1. Metodologi Penelitian

Metodologi penelitian yang digunakan pada perancangan sistem pada Gambar 1. untuk mendeteksi gaya belajar berdasarkan *learning behavior* pada *Learning Management System* Universitas Telkom dengan menggunakan *Index of Learning Style (ILS) Felder-Silverman model* (kuisisioner) sebagai *goals standard* dari prediksi. Kemudian *learning behavior* mahasiswa digunakan untuk mendeteksi gaya belajar secara otomatis pengguna LMS, dan data gaya belajar yang didapatkan melalui *kuisisioner* digunakan sebagai label gaya belajar. Kemudian hasil klasifikasi gaya belajar menggunakan *Naïve Bayes* akan digunakan mengukur performa akurasi dengan menggunakan *K-fold Cross Validation*.

3.2 Static Detection

3.2.1 Mengisi kuisisioner *Index of Learning Style (ILS)*

Tahap ini merupakan tahap pertama pengumpulan data Universitas Telkom. Survei yang dilakukan dengan menggunakan *Index of Learning Style (ILS)* dari model *Felder-Silverman Learning Style* sebagai acuan pemodelan gaya belajar. Kuisisioner pada model *FSLSM* terdiri dari 44 pertanyaan yang akan mewakili 4 dimensi *Felder-Silverman learning style* yang diisi oleh mahasiswa yang menggunakan LMS. Isi kuisisioner yang digunakan dapat dilihat pada Tabel 4.

Tabel 4 Kategori pertanyaan *Index of Learning Style (ILS) Felder-Silverman* [4]

Gaya Belajar	Grup Semantik	Pertanyaan ILS (Jawaban A)	Gaya Belajar	Grup Semantik	Pertanyaan ILS (Jawaban B)
<i>Active</i>	Mencoba sesuatu Berorientasi sosial	1, 17, 25, 29 5, 9, 12, 21, 33, 37,41	<i>Reflective</i>	Memikirkan materi Orientasi impersonal	1, 5, 17, 25, 29 9, 13, 21, 33, 37, 41
<i>Sensing</i>	Cara yang ada Materi konkret Detil	2, 30, 34 6, 10, 14, 18,26,38 22, 42	<i>Intuitive</i>	Cara baru Materi abstrak Tidak detil	2, 14, 22, 26, 30,34 6, 10, 18, 38 42
<i>Visual</i>	Gambar dan video	3,7,11, 15, 19, 23, 27, 31, 35, 39, 43	<i>Verbal</i>	Kata tang diucap Kata yang ditulis	3, 7, 15, 19, 27, 35 3, 7, 11, 23, 31, 39 43
<i>Sequential</i>	Orientasi pada detil Berurutan	4,28, 40 20, 24, 32, 36, 44, 8, 12, 16	<i>Global</i>	Gambaran keseluruhan Tidak berurutan	4, 8, 12, 16, 28, 40, 24, 32 20, 36, 44

3.2.2 Kalkulasi *Learning Style*

Pada tahap ini dilakukan kalkulasi gaya belajar mahasiswa pengguna LMS, dimana data kuisioner yang telah diisi di kalkulasi sesuai dengan ambang batas yang telah ditentukan yaitu untuk setiap dimensi diberikan rentang nilai dari +11 sampai -11, dimana 11 pertanyaan mewakili 1 dimensi Untuk mengukur preferensi *learning style* dengan menggunakan FLSM, dalam tahap pengukuran diberi rentang nilai +/-2, dimana setiap pertanyaan memiliki 2 pilihan jawaban (a atau b) yang digunakan untuk mengukur preferensi yang akan dideteksi [13]. Berikut contoh perhitungan jawaban dari kuisioner pada dimensi *processing* masuk kedalam gaya belajar *active* maka "+1" dan pada *learning style reflective* "-1" [4]. Dari kalkulasi semua pertanyaan yang mewakili tiap dimensi, akan disimpulkan bahwa dalam tiap dimensi FLSM terdapat 1 gaya belajar dari mahasiswa yang teridentifikasi.

Berikut contoh kalkulasi yang berlaku untuk semua dimensi:

$$\mathbf{Larger - small + letter of larger} \quad (2)$$

Sebagai contoh, untuk dimensi *processing* siswa A menjawab 5a dan 8b sehingga $8b-5a = 3$. Pertanyaan b terbesar daripada a sehingga, yang akan diambil menjadi 3b. Kesimpulannya adalah siswa A pada dimensi *processing* memiliki gaya belajar *reflective*.

3.3 *Dynamic Detection*

3.3.1 *Log Aktivitas Moodle*

Tahap ini merupakan tahap pengumpulan data *log* selama 72 hari penggunaan LMS. Isi dari data *log* ini merupakan tanggal akses moodle, jam, nama pengguna, *event context*, *component*, dan *event name* sesuai dengan Tabel 6. Data *log* yang telah kumpulkan akan melewati tahap *pre-processing* terlebih dahulu agar dapat dikategorikan menjadi pola *learning behavior* sebelum diklasifikasikan menggunakan *Naïve Bayes*.

Tabel 5 Data log *Learning Management System*

Date	Time	User Full Name	Event Context	Component	Event name
13/09/2019	08:05	Siswa A	Quiz: Quiz Review - Manpro 2 - Organisasi	Quiz	Course module viewed
13/09/2019	08:05	Siswa B	Course: Manajemen Proyek TIK IF-40-06	System	Course viewed
13/09/2019	07:55	Siswa C	File: Lecture Note - Manpro 3 - Proses	File	Course module viewed

3.3.2 *Pre-processing*

Tahap ini merupakan tahap mengolah *data raw* yang telah diambil dari *log moodle*. Pada tahap *pre-processing* terjadi proses *data cleaning* (pembersihan data), ekstraksi fitur, dan mengimplementasikan *threshold*. Proses *data cleaning* dilakukan untuk mengabaikan atribut yang tidak digunakan seperti mengabaikan kolom *description*, *origin*, dan *Ip Address* pada *log* aktivitas moodle serta menghapus *user* (admin moodle, dosen, dan mahasiswa yang tidak mengisi kuisioner). Pola *learning behavior* (ekstraksi fitur) yang digunakan pada penelitian ini dapat dilihat dari Tabel 7 yang hanya menggunakan fitur umum seperti : *Content object*, *Assignment*, *Forum* diskusi, *Quiz*, dan *Outline*. Setelah tahap ekstraksi fitur dilakukan ekstraksi pola perilaku yang dapat dilihat pada Tabel 8.

Tabel 6 Pola Learning Behavior pada LMS

<i>Processing</i>	<i>Perception</i>	<i>Input</i>	<i>Understanding</i>
<i>Active/Reflective</i>	<i>Sensing/Intuitive</i>	<i>Visual/Verbal</i>	<i>Sequential/Global</i>
<i>Content_visit</i> (-)	<i>Content_visit</i> (-)	<i>Content_visit</i> (-)	<i>Outline_dur</i> (-)
<i>Assign_duration</i> (-)	<i>Assign_duration</i> (+)	<i>Forum_duration</i> (-)	<i>Outline_vis</i> (-)
<i>Assign_visit</i> (+)	<i>Assign_visit</i> (+)	<i>Forum_post</i> (-)	
<i>Forum_visit</i> (-)	<i>Quiz_duration</i> (+)	<i>Forum_visit</i> (-)	
<i>Forum_post</i> (+)	<i>Quiz_visit</i> (+)		
<i>Outline_duration</i> (-)			

Implementasi *threshold* pada ekstraksi pola perilaku dilakukan untuk membedakan apakah siswa memiliki perilaku yang tinggi, sedang, atau rendah terhadap masing-masing pola yang telah ditentukan sebelumnya [2].

Tabel 7 Ekstraksi Pola Learning Behavior LMS

Learning Behavior	Threshold	Tahap Ekstraksi learning behavior
<i>Content_visit</i>	tinggi(>20%); sedang(10%-20%); rendah(<10%). Terhadap jumlah konten objek yang tersedia	Menghitung jumlah kunjungan konten objek (<i>learning material</i>) yang ditinjau dari jumlah raw pada kolom <i>Event context</i> yang berisi "File", dan "URL" serta <i>Event name</i> yang berisi 'course module viewed'
<i>Assign_duration</i>	tinggi (>75%); sedang (50%-75%); rendah(< 50%). Terhadap rata-rata waktu pengerjaan <i>assignment</i>	Menghitung rata-rata selisih waktu yang dihabiskan pada <i>assignment</i> yang ditinjau dari kolom <i>Event name</i> yang berisi 'The status of the submission has been viewed' sebagai waktu mulai dan 'The user has accepted the statement of the submission.' sebagai waktu berakhir mengerjakan <i>Assignment</i>
<i>Assgn_visit</i>	tinggi(>100%); sedang(50%-100%); rendah(< 50%). terhadap kunjungan <i>assignment</i> (dikunjungi lebih sekali)	Menghitung jumlah kunjungan <i>assignment</i> yang ditinjau dari jumlah raw pada kolom <i>Component</i> 'Assignment' dan kolom <i>Event name</i> yang berisi 'The status of the submission has been viewed.'
<i>Quiz_visit</i>	tinggi(>75%); sedang(25%-75%); rendah(< 25%). Terhadap kunjungan kunjungan <i>quiz</i>	Menghitung jumlah kunjungan <i>quiz</i> yang ditinjau dari jumlah raw pada kolom <i>Component</i> 'Quiz' dan kolom <i>Event context</i> yang berisi 'Course module viewed'
<i>Quiz_duration</i>	tinggi(>75%); sedang (50%-75%); rendah (< 50%). Terhadap rata-rata waktu pengerjaan <i>quiz</i>	Menghitung rata-rata selisih waktu yang dihabiskan untuk mengerjakan <i>quiz</i> yang ditinjau dari jumlah raw pada kolom <i>Component</i> 'Quiz' dan kolom <i>Event name</i> yang berisi 'Quiz attempt started' sebagai waktu mulai dan 'Quiz attempt submitted' sebagai waktu berakhir mengerjakan <i>quiz</i>
<i>Forum_visit</i>	tinggi (>14); sedang (7-14); rendah(<7). Terhadap kunjungan forum perminggu	Menghitung jumlah kunjungan forum yang ditinjau dari jumlah raw pada kolom <i>Component</i> 'Forum' dan kolom <i>Event name</i> yang berisi 'Course module viewed'
<i>Forum_duration</i>	tinggi (>10); sedang (5-10); rendah (<5). Terhadap rata-rata waktu (menit) mengakses forum perminggu	Menghitung rata-rata selisih waktu yang dihabiskan pada forum, ditinjau dari jumlah raw pada kolom <i>Component</i> 'Forum' dan kolom <i>Event name</i> yang berisi 'course module viewed' dan <i>Event name</i> yang diakses berikutnya
<i>Forum_posting</i>	tinggi (>4); sedang (2-4); rendah (<2). Terhadap <i>posting</i> pada forum perkursus yang digunakan	Menghitung jumlah <i>posting</i> pada forum yang ditinjau dari jumlah raw pada kolom <i>Component</i> 'Forum' dan kolom <i>Event name</i> yang berisi 'Some content has been posted.'
<i>Outline_visit</i>	tinggi(>150%); sedang(75%-150%); rendah(< 75%). Terhadap kunjungan pada <i>course</i> (dikunjungi lebih dari sekali)	Meghitung jumlah kunjungan pada <i>outline</i> yang ditinjau dari jumlah raw pada kolom <i>Component</i> yang berisi 'System' dan <i>Event name</i> yang berisi 'Course viewed'
<i>Outline_duration</i>	Tinggi(>75%); sedang(50%-75%); rendah (< 50%);	Menghitung rata-rata selisih waktu kunjungan terhadap <i>course</i> yang ditinjau dari jumlah raw pada kolom <i>Component</i> 'System' dan kolom <i>Event name</i> yang berisi 'course viewed' dan <i>Event name</i> yang diakses berikutnya

3.3.3 Klasifikasi menggunakan *Naïve Bayes*

Tahap ini merupakan klasifikasi gaya belajar berdasarkan *learning behavior* yang telah didapatkan dari hasil *pre-processing*. Hasil dari *data pre-processing* ditambahkan satu atribut baru berupa kelas (*label*) yang berasal dari hasil *static detection* yang digunakan dalam data *train* untuk klasifikasi gaya belajar menggunakan *Naïve Bayes* dengan pengelompokan untuk setiap dimensi yaitu dimensi *processing (active/reflective)*, *perception (sensing/intuitive)*, *input (visual/verbal)* dan *understanding (sequential/global)*. Klasifikasi dilakukan berdasarkan faktor pola *behavior* yang mempengaruhi dimensi gaya belajar, yang dapat dilihat dari Tabel 7. Langkah-langkah dari klasifikasi gaya belajar menggunakan *Naïve Bayes* adalah : (1) Menghitung Probabilitas *prior* untuk masing-masing kelas yang ada pada dimensi gaya belajar; (2) Menghitung Probabilitas *posterior* antara kelas terhadap *learning behavior* yang mempengaruhi dimensi *input*; (3) jika terdapat probabilitas bernilai 0, maka dilakukan *laplacian correction* untuk menghindari probabilitas 0; (4) Setelah menghitung semua probabilitas *prior* kelas dan probabilitas *posterior* kelas terhadap atribut, dilakukan sebuah perhitungan *conditionally independent* seperti pada rumus di bawah dengan melihat probabilitas data *testing*. (5) Membandingkan hasil probabilitas kelas yang tinggi untuk menyimpulkan kelas dari data *testing*.

Klasifikasi *Naïve Bayes* untuk semua input *conditionally independent*

$$P(\text{Class} = C | X_1, X_2, X_3) = P(X_1 | C) \cdot P(X_2 | C) \cdot P(X_3 | C) \cdot P(C) \quad (3)$$

Himpunan $\text{Class} = C$ terhadap data $\{X_1, X_2, X_3\}$ dari data *testing*. Sebagai contoh menggunakan pengujian akurasi *8-fold cross validation* dengan melakukan perhitungan $P(\text{Understanding} = \text{sequential} | \text{outline_visit} = \text{tinggi}, \text{outline_dur} = \text{tinggi})$. Tabel 8 menjelaskan langkah pertama yaitu menghitung probabilitas *prior* kelas dari dimensi *understanding*. Pengujian menggunakan *8-fold cross validation* hanya menggunakan 56 orang data *train*, karena 8 orang pertama untuk *f1* akan digunakan sebagai data *testing*. Sehingga, dimensi *understanding* gaya belajar *sequential* dan *global* berjumlah 56 orang.

Tabel 8 Probabilitas Prior kelas Understanding

Understanding	Rumus	Probabilitas
Sequential	31/56	0.552239
Global	25/56	0.492537

Tahap selanjutnya, setelah melakukan perhitungan probabilitas *posterior* kelas gaya belajar *sequential* dan *global* dapat dilihat pada Tabel 9 dilakukan perhitungan *posterior* dari dimensi *understanding* terhadap *learning behavior outline_visit = tinggi, outline_visit = sedang, outline_visit = rendah*.

Tabel 9 Probabilitas Posterior kelas understanding terhadap outline_visit

<i>Sequential Outline_visit</i>	Rumus	Probabilitas	<i>Global Outline_visit</i>	Rumus	Probabilitas
Tinggi	31/31	1	25	25/25	1
Sedang	0/31	0	0	0/25	0
Rendah	0/31	0	0	0/25	0

Tahap selanjutnya, setelah melakukan perhitungan probabilitas *posterior* kelas gaya belajar *sequential* dan *global* dapat dilihat pada Tabel 10 dilakukan perhitungan *posterior* dari dimensi *understanding* terhadap *learning behavior outline_dur = tinggi, outline_dur = sedang, outline_dur = rendah*.

Tabel 10 Probabilitas Posterior Kelas Understanding terhadap Outline_duration

<i>Sequential Outline_dur</i>	Rumus	Probabilitas	<i>Global Outline_dur</i>	Rumus	Probabilitas
Tinggi	7/31	0,2258064	9	9/25	0,36
Sedang	1/31	0,0322580	3	3/25	0,12
Rendah	23/31	0,7419354	13	13/25	0,52

Setelah menemukan hasil probabilitas bersyarat ditemukan sebuah permasalahan yaitu pada Tabel 9. terdapat atribut probabilitas yang bernilai 0, untuk menghindari probabilitas 0 (*zero probability*) maka dilakukan estimasi probabilitas atau lebih dikenal dengan *laplacian correction/laplacian smoothing*. Dengan menambahkan satu *tuple* pura-pura dengan kelas yang belum pernah muncul dalam himpunan data latih, untuk setiap atribut yang ada. Jumlah sampel data tetap, tidak bertambah.

$$P_i = \frac{m_i + 1}{n + k} \quad (4)$$

Keterangan :

P_i : probabilitas dari atribut m_i

m_i : jumlah sampel dalam kelas atribut m_i

k : jumlah kelas dari atribut m_i

n : jumlah sampel

Tahap selanjutnya penerapan *laplacian smoothing* untuk menghindari adanya probabilitas 0. Tabel 11 memiliki jumlah sampel data sebesar 56 (*sequential* 31 dan *global* 25). Dengan menerapkan rumus *laplacian smoothing* pada perhitungan probabilitas prior kelas *sequential* dan kelas *global*, maka jumlah sampel dalam kelas *sequential* + 1/jumlah sampel + jumlah kelas dari *sequential* = $31+1/56+2 = 0,5512724$, sedangkan kelas *global* jumlah sampel dalam kelas *global* + 1/jumlah sampel + jumlah kelas dari *global* = $25+1/56+2 = 0,44827586$.

Tabel 11 Laplacian Smoothing Probabilitas Prior kelas Understanding

Understanding	Rumus	Probabilitas
Sequential	$31+1/56+2$	0,5512724
Global	$25+1/56+2$	0,448276

Selanjutnya penerapan *laplacian smoothing* untuk mengitung probabilitas *posterior* dari Tabel memiliki jumlah sampel data sebesar 56 (*sequential* 32 dan *global* 26) setelah di *laplace*. Dengan menerapkan rumus *laplacian smoothing* kelas *sequential* terhadap *outline_visit* = tinggi, maka jumlah sampel dalam kelas *sequential* terhadap *outline_visit*=tinggi + 1/jumlah sampel *sequential* + jumlah atribut dari *outline_visit* = $31+1/31+3 = 0,941176471$. Sedangkan, perhitungan probabilitas *posterior* kelas *sequential* terhadap *outline_visit* = sedang, *outline_visit* = rendah dan kelas *global* terhadap *outline_visit* = tinggi, *outline_visit* = sedang, *outline_visit* = rendah dapat dilihat pada Tabel 12.

Tabel 12 Laplacian Smoothing Probabilitas Posterior Kelas Understanding terhadap Outline_visit

Sequential Outline_visit	Rumus	Probabilitas	Global Outline_visit	Rumus	Probabilitas
Tinggi	$31+1/31+3$	0,941176471	25+1	$26/25+3$	0,928571429
Sedang	$0+1/31+3$	0,029411765	0+1	$1/25+3$	0,035714286
Rendah	$0+1/31+3$	0,029411765	0+1	$1/25+3$	0,035714286

Selanjutnya menerapkan rumus *laplacian smoothing* kelas *sequential* terhadap *outline_dur* = tinggi, maka jumlah sampel dalam kelas *sequential* terhadap *outline_dur* = tinggi + 1/jumlah sampel *sequential* + jumlah atribut dari *outline_dur* = tinggi = $7+1/31+3 = 0,235294118$, sedangkan untuk perhitungan probabilitas *posterior* kelas *sequential* terhadap *outline_dur* = sedang, *outline_dur* = rendah dan kelas *global* terhadap *outline_dur* = tinggi, *outline_dur* = sedang, *outline_dur* = rendah dapat dilihat pada Tabel 13.

Tabel 13 Laplacian Smoothing Probabilitas Posterior Kelas Understanding terhadap Outline_duration

Sequential Outline_dur	Rumus	Probabilitas	Global Outline_dur	Rumus	Probabilitas
Tinggi	$7+1/31+3$	0,235294118	9+1	10/28	0,357142857
Sedang	$1+1/31+3$	0,058823529	3+1	4/28	0,142857143
Rendah	$23+1/31+3$	0,705882352	13+1	14/28	0,5

Setelah menghitung semua probabilitas *prior* maupun *posterior*, setiap dimensi merupakan *conditional independence* karena pola *behavior* hanya bergantung pada dimensi tersebut dan tidak mempengaruhi dimensi lainnya. Oleh karena itu, untuk menyelesaikan permasalahan tersebut dilakukan perhitungan *conditional independent* untuk setiap dimensi. Berikut cara menentukan probabilitas dari :

$$P(\text{understanding}=\text{sequential} \mid \text{outline_visit}=\text{tinggi}, \text{outline_dur}=\text{tinggi}) =$$

$$P(\text{outline_visit}=\text{tinggi} \mid \text{understanding}=\text{sequential}) \times P(\text{outline_dur}=\text{tinggi} \mid \text{understanding}=\text{sequential}) \times P(\text{understanding}=\text{sequential}) = 0,941176471 \times 0,235294118 \times 0,5512724 = 0,122081$$

$$P(\text{outline_visit}=\text{tinggi}|\text{understanding}=\text{global}) \times P(\text{outline_dur}=\text{tinggi}|\text{understanding}=\text{global}) \times P(\text{understanding}=\text{global}) = 0,928571429 \times 0,357142857 \times 0,44827586 = \underline{\underline{0,148663}}$$

Dari perhitungan probabilitas diatas dapat disimpulkan jika *outline_visit*= tinggi dan *outline_dur*=tinggi akan memberikan preferensi gaya belajar *global* dengan menggunakan pengujian akurasi *8-fold cross validation*.

3.3.4 Pengukuran akurasi model klasifikasi menggunakan *Naïve Bayes*

Tahap ini adalah tahap pengukuran performansi akurasi *Naïve Bayes* menggunakan metode *K-Fold cross validation*. Membagi himpunan data secara acak menjadi sebuah grup *k* (*fold*). Sebagai contoh dengan himpunan data sebanyak 64 data dibagi kedalam nilai $k = 7$, terdapat {f1, f2, f3, f4, f5, f6, f7} f1 dijadikan sebagai data uji dan sisanya (f2, f3, f4, f5, f6, f7) merupakan data train yang nantinya akan didistribusikan secara sirkular sampai dengan f7 sebagai data uji dan f1, f2, f3, f4, f5, f6 sebagai data latih. Untuk studi kasus ini dalam 1 *fold* terdapat 4 akurasi yaitu (kelas *processing*, kelas *perception*, kelas *input* dan kelas *understanding*) yang pastinya akan berbeda karena pengujian 1 *fold* dilakukan terhadap *fold* lainnya. Jadi konsep dari *K-Fold cross validation* adalah himpunan data merupakan data uji sebanyak 1 kali sehingga, metode pengukuran ini dapat mempelajari semua pola yang ada pada himpunan data [19].

4. Evaluasi

4.1 Hasil Pengujian Klasifikasi Gaya Belajar

Penelitian ini melakukan klasifikasi gaya belajar FLSM berdasarkan *learning behavior* mahasiswa pengguna LMS. Pengujian dilakukan dengan menggunakan metode *Naïve Bayes* dan tahap evaluasi menggunakan *K-Fold Cross Validation*. Berikut perbandingan akurasi dari tiap dimensi dengan melakukan 4 kali skenario pengujian berdasarkan nilai $k=7$ sampai dengan $k=10$ pada Tabel 14.

Tabel 14 Rata-rata Akurasi menggunakan Pengujian K-fold Cross Validation

Nilai K-fold	Processing (Active/Reflective)	Perception (Sensing/Intuitive)	Input (Visual/Verbal)	Understanding (Sequential/Global)
7	54,29%	78,10%	85,87%	53,33%
8	59,38%	78,12%	85,90%	50,00%
9	60,71%	76,71%	85,71%	51,98%
10	55,95%	78,10%	86,43%	51,67%

4.2 Analisis Hasil Pengujian

Berdasarkan hasil pengamatan pada Tabel 14, pengujian dilakukan dengan skenario $k=7$ sampai dengan $k=10$ menghasilkan perubahan akurasi yang signifikan untuk setiap dimensi. Oleh karena itu, setiap dimensi memiliki maksimum akurasi pada nilai *k-fold* yang berbeda-beda. Pada penelitian ini, 1 dimensi tidak mempengaruhi dimensi lain (*conditional independent*). Dimensi *processing* mendapatkan hasil rata-rata akurasi tertinggi 60.71% menggunakan *9-fold cross validation*, sedangkan dimensi *perception* mendapatkan hasil rata-rata akurasi tertinggi 78.12% menggunakan *8-fold cross validation*, dimensi *input* mendapatkan hasil rata-rata akurasi tertinggi 86.43% menggunakan *10-fold cross validation*, dan dimensi *understanding* mendapatkan hasil rata-rata akurasi tertinggi 53.33% menggunakan *7-fold cross validation*.

Dapat diamati dari hasil rata-rata akurasi dari semua skenario pengujian, keempat dimensi gaya belajar memiliki perubahan nilai akurasi yang signifikan disebabkan oleh beberapa faktor diantaranya: (1) *dataset* yang digunakan berjumlah 64 orang; (2) untuk dimensi *processing* sistem memprediksi gaya belajar *reflective* ketika pola *behavior assign_duration* = tinggi/sedang, *assign_visit*, *outline_duration*, *forum_visit*, *forum_post* = rendah, dan *content_visit* = tinggi. Sedangkan sistem akan memprediksi gaya belajar *active* ketika *assign_duration* cenderung ke kategori tinggi/sedang/rendah, *assign_visit* = tinggi/sedang, *forum_visit*, *forum_post* = rendah dan *content_visit* = tinggi. Hasil prediksi dengan menggunakan *9-fold cross validation* sebagian besar memprediksi gaya belajar *active* daripada *reflective* sehingga menghasilkan nilai akurasi 60,71%; (3) untuk dimensi *perception* data aktual kelas gaya belajar *sensing* 52 orang (lebih mendominasi) dibandingkan dengan gaya belajar *intuitive* 12 orang yang menyebabkan pola yang dipelajari oleh sistem terbatas. Hasil prediksi dimensi *perception* dengan menggunakan *8-fold cross validation*, sistem lebih banyak memprediksi gaya belajar *sensing* daripada gaya belajar *intuitive* yang menghasilkan akurasi rata-rata 78,12%; (4) untuk dimensi *input*, data aktual kelas gaya belajar *visual* 55 orang (lebih mendominasi) dibandingkan dengan gaya belajar *verbal* 9 orang sehingga dapat menyebabkan pola yang dipelajari oleh sistem terbatas. Hasil prediksi gaya belajar dengan menggunakan *10-fold cross validation*, lebih banyak memprediksi gaya

belajar *visual* daripada gaya belajar *verbal* yang menghasilkan nilai akurasi 86,43%; (5) untuk dimensi *understanding* hasil rata-rata akurasi pada pengujian *7-fold cross validation* hanya sebesar 53.33%. Hal tersebut disebabkan oleh faktor ekstraksi fitur *learning behavior* yang digunakan hanya *outline_duration* dan *outline_visit* dalam menentukan kelas *sequential* dan *global*. Apabila dibandingkan dengan penelitian lainnya [2] yang merekomendasikan pola *behavior skipping_learning_object (navigation_skip)* sebagai faktor yang mempengaruhi dimensi *understanding*, maka dapat dipertimbangkan kembali untuk meningkatkan akurasi dimensi *understanding*;

Berdasarkan Tabel 7 *learning behavior* mahasiswa pengguna LMS yang telah dilakukan ekstraksi pola, pada *forum_post behavior* mahasiswa rata-rata masuk ke dalam kategori yang rendah. Mahasiswa jarang melakukan *posting* pada *forum* selama perkuliahan Manajemen Proyek TIK berjalan, tetapi mahasiswa lebih cenderung aktif menggunakan fitur LMS berupa *Quiz*, *Assignment*, dan *Content object* dalam menunjang perkuliahan.

5. Kesimpulan dan Saran

Berdasarkan hasil pengujian dan evaluasi yang telah dilakukan pada penelitian ini, maka diperoleh kesimpulan sebagai berikut :

1. Dari 14 *learning behavior* yang direkomendasikan oleh penelitian lainnya [2] , *learning behavior* yang digunakan pada penelitian ini terdiri dari 11 pola perilaku mahasiswa pada LMS. 11 *learning behavior* ini digunakan sebagai atribut *input* pada proses klasifikasi gaya belajar Felder-Silverman yang terdiri dari 4 dimensi : (1) *processing : active/reflective*; (2) *perception: sensing/intuitive*; (3) *input : visual/verbal*; (3) *understanding : sequential/global* berhasil diterapkan dengan menggunakan metode Naïve Bayes. Akurasi rata-rata yang dihasilkan dari penelitian ini tidak jauh berbeda dengan penelitian sebelumnya yang menggunakan *10-fold cross validation* [1] hasil akurasi rata-rata dimensi *perception* 78.12% dan dimensi *input* 85.71%, sedangkan pada penelitian ini menggunakan *8-fold cross validation* yang menghasilkan akurasi untuk dimensi *perception* 78.12%, dan dimensi *input* 86.43% menggunakan *10-fold cross validation*.
2. *Naïve bayes* cukup baik dalam menentukan klasifikasi gaya belajar *Felder-silverman* karena dari hasil skenario pengujian, nilai rata-rata akurasi yang dihasilkan tidak ada perubahan yang terlalu signifikan dari masing-masing dimensi.

Saran bagi penelitian selanjutnya pada sistem deteksi gaya belajar berdasarkan *learning behavior* diharapkan *log moodle* yang digunakan untuk menentukan ekstraksi pola *behavior*, telah sesuai dengan kebutuhan agar dapat memperbaiki hasil akurasi pengujian. Dari dimensi *processing* bisa ditingkatkan lagi dengan menambahkan pola *behavior* seperti *content_duration*, *example_visit*, *example duration*. Sedangkan untuk dimensi *understanding* dapat menambahkan *behavior navigation_skip* sesuai dengan rekomendasi pola *behavior* dari penelitian [2]. Dari hasil identifikasi gaya belajar juga dapat dilanjutkan kedalam personalisasi konten *material* sesuai dengan gaya belajar mahasiswa.

Saran untuk pengelola (admin atau pengajar) agar mempertimbangkan persiapan *learning material*, baik dari segi fitur-fitur LMS yang telah ada seperti menyediakan konten video dalam menunjang gaya belajar *visual*. Persiapan *learning material* juga digunakan sebagai pendukung proses belajar agar mahasiswa memiliki motivasi belajar (aktif menggunakan fitur LMS) dalam *course* yang nantinya akan menjadi *learning behavior*. Dari informasi gaya belajar setiap mahasiswa yang telah diidentifikasi dapat digunakan sebagai personalisasi konten *material* sesuai dengan kebutuhan gaya belajar mahasiswa.

Daftar Pustaka

- [1] R. R. Maaliw III, "Classification of Learning Styles in Virtual Learning Environment using Data Mining: A Basis for Adaptive Course Design," 2016.
- [2] S. Graf, Kinshuk, and T. C. Liu, "Supporting Teachers in Identifying Students' Learning Styles in Learning Management Systems: An Automatic Student Modelling Approach," *Educ. Technol. Soc.*, vol. 12, no. 4, pp. 3–14, 2009.
- [3] S. Graf, Kinshuk, and T. C. Liu, "Identifying learning styles in learning management systems by using indications from students' behaviour," *Proc. - 8th IEEE Int. Conf. Adv. Learn. Technol. ICALT 2008*, pp. 482–486, 2008.
- [4] S. Graf, "Adaptivity in Learning Management Systems Focussing on Learning Styles by," *Main*, vol. 133, no. December 2007, pp. 235–238, 2007.
- [5] A. Zapalska and D. Brozik, "Learning styles and online education," *Campus-Wide Inf. Syst.*, vol. 24, no. 1, pp. 6–16, 2007.
- [6] E. Popescu, "Diagnosing students' learning style in an educational hypermedia system," *Cogn. Emot. Process. Web-Based Educ. Integr. Hum. Factors Pers.*, pp. 187–208, 2009.

- [7] J. Feldman, A. Monteserin, and A. Amandi, "Automatic detection of learning styles: state of the art," *Artif. Intell. Rev.*, vol. 44, no. 2, pp. 157–186, 2015.
- [8] S. Graf and P. Kinshuk, "An Approach for Detecting Learning Styles in Learning Management Systems," pp. 161–163, 2006.
- [9] R. Zatarain-Cabada, M. L. Barrón-Estrada, V. P. Angulo, A. J. García, and C. A. R. García, "A learning social network with recognition of learning styles using neural networks," *Lect. Notes Comput. Sci. (including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics)*, vol. 6256 LNCS, pp. 199–209, 2010.
- [10] H. J. Cha, Y. S. Kim, S. H. Park, T. B. Yoon, Y. M. Jung, and J. H. Lee, "Learning styles diagnosis based on user interface behaviors for the customization of learning interfaces in an intelligent tutoring system," *Lect. Notes Comput. Sci. (including Subser. Lect. Notes Artif. Intell. Lect. Notes Bioinformatics)*, vol. 4053 LNCS, pp. 513–524, 2006.
- [11] C. Carmona, G. Castillo, and E. Millán, "Designing a Dynamic Bayesian Network for modeling students' Learning Styles," *Proc. - 8th IEEE Int. Conf. Adv. Learn. Technol. ICALT 2008*, pp. 346–350, 2008.
- [12] L. Joseph and S. Abraham, "Instructional design for learning path identification in an e-learning environment using felder-silverman learning styles model," *2017 Int. Conf. Networks Adv. Comput. Technol. NetACT 2017*, no. July, pp. 215–220, 2017.
- [13] L. X. Li, S. Soraya, and A. Rahman, "Students' learning style detection using tree augmented naive Bayes Subject Category : Subject Areas :," *R. Soc. Open Sci.*, 2018.
- [14] W. L. Silverman and L. Forum, "LEARNING AND TEACHING STYLES IN ENGINEERING EDUCATION.pdf," vol. 78, no. June, pp. 674–681, 2002.
- [15] M. Abdullah, A. Alqahtani, J. Aljabri, R. Altowirgi, and R. Fallatah, "Learning Style Classification Based on Student's Behavior in Moodle Learning Management System," *Trans. Mach. Learn. Artif. Intell.*, vol. 3, no. 1, p. 30, 2015.
- [16] Y. Tjong, L. Sugandi, A. Nurshafita, Y. Magdalena, C. Evelyn, and N. S. Yosieto, "User Satisfaction Factors on Learning Management Systems Usage," *Proc. 2018 Int. Conf. Inf. Manag. Technol. ICIMTech 2018*, no. September, pp. 11–14, 2018.
- [17] S. R. Viola, S. Graf, Kinshuk, and T. Leo, "Analysis of felder-silverman index of learning styles by a data-driven statistical approach," *ISM 2006 - 8th IEEE Int. Symp. Multimed.*, pp. 959–964, 2006.
- [18] I. Karagiannis and M. Satratzemi, "An adaptive mechanism for Moodle based on automatic detection of learning styles," *Educ. Inf. Technol.*, vol. 23, no. 3, pp. 1331–1357, 2018.
- [19] Suyanto, *Machine Learning Tingkat Dasar dan Lanjut*. Bandung: Informatika Bandung, 2018.

Lampiran 1. Hasil pre-processing

name	quiz_vis	quiz_dur	assignment_vis	assignment_dur	forum_vis	forum_dur	forum_post	outline_vis	outline_dur	content_object_vis
RIFQI AHMAD FAUZI	Sedang	Tinggi	Tinggi	Tinggi	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Tinggi	Tinggi
RANDI SALAM	Sedang	Tinggi	Tinggi	Tinggi	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Tinggi	Tinggi
FEDY FAHRON GUNTARA	Sedang	Tinggi	Tinggi	Rendah	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi
MUHAMMAD FAHMI NUR FAJRI	Rendah	Rendah	Tinggi	Tinggi	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi
HANIFAH KUSUMA WARDANI	Sedang	Tinggi	Tinggi	Tinggi	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi
REZKY RIADHI SHALHAN	Sedang	Sedang	Tinggi	Tinggi	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi
MUHAMMAD RAYHAN NATADIMADJA	Sedang	Sedang	Tinggi	Tinggi	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi
RADEN KEVIN YUSUF YUDISTIRA	Rendah	Sedang	Sedang	Rendah	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Tinggi	Tinggi
ILHAM ALIF NURFAIDZI	Sedang	Tinggi	Tinggi	Tinggi	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Sedang	Tinggi
VIEBIYANTY PRIHATININGRUM	Rendah	Tinggi	Tinggi	Rendah	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi	Tinggi	Tinggi
FAIRUS ZUHAIR AZIZY ATOIR	Sedang	Tinggi	Tinggi	Tinggi	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi
DINIYAL AMRU AGATSA	Rendah	Tinggi	Tinggi	Rendah	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi
LARAS GUPITASARI	Rendah	Tinggi	Tinggi	Tinggi	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi
DWI KUNCORO AJI	Rendah	Rendah	Tinggi	Rendah	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi
ADITYA STANDLEY CHRISTIANTO	Rendah	Rendah	Tinggi	Rendah	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi
GEYANISSA WANADYAWATI	Rendah	Sedang	Tinggi	Rendah	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Tinggi	Tinggi
NAUFAL GHIYATS	Rendah	Rendah	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi
MOCHAMMAD IKBAL TAWAKAL	Rendah	Sedang	Tinggi	Rendah	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Tinggi	Tinggi
MOHAMAD RINALDY	Rendah	Tinggi	Tinggi	Rendah	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi
ELSYA PUTRI SUTOMO	Sedang	Tinggi	Sedang	Rendah	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi
SEPRIANO SEPRIANO	Sedang	Rendah	Tinggi	Rendah	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi
RIFQY NURHALIM	Rendah	Sedang	Tinggi	Rendah	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Sedang	Tinggi
TITO DAMAS PAMUNGKAS	Sedang	Tinggi	Tinggi	Tinggi	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Tinggi	Tinggi
AXEL HAIKAL YUSUP	Rendah	Rendah	Tinggi	Rendah	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Tinggi	Tinggi
NOVALDY FAJARAE	Rendah	Rendah	Sedang	Rendah	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi
SHYFFA ILMALLIA NOER FHADILLAH	Rendah	Tinggi	Tinggi	Tinggi	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi
YOLA ADIPRATAMA	Sedang	Sedang	Tinggi	Sedang	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Sedang	Tinggi
RYAN ARMIDITYA PRATAMA	Sedang	Sedang	Tinggi	Rendah	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi
M.TARIS SYAHIR ZUL FAHMI	Sedang	Sedang	Tinggi	Tinggi	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi	Tinggi	Tinggi
REGY ARYA ADHI PRATAMA	Rendah	Tinggi	Tinggi	Rendah	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi
MUHAMMAD ARVINADIA ARIE KUSUM	Rendah	Tinggi	Tinggi	Rendah	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi

IQBAL MAULANA	Rendah	Sedang	Tinggi	Rendah	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi
ANDI MASHUMANIA AMIN	Rendah	Rendah	Tinggi	Rendah	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi
AHMAD ARSYEL ABDUL HAKIM	Sedang	Tinggi	Tinggi	Tinggi	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi
CHODDY RABBANY	Rendah	Sedang	Tinggi	Rendah	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi
JATI KRISMANADI	Rendah	Rendah	Tinggi	Rendah	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi
MUHAMMAD FIRDAUS BASYUNI	Sedang	Rendah	Tinggi	Tinggi	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi
HILMI HIDAYAT ARFISKO	Tinggi	Tinggi	Tinggi	Tinggi	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi	Tinggi	Tinggi
MUHAMMAD NAUFAL DIVIAN MULIAW	Sedang	Sedang	Tinggi	Sedang	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi	Tinggi	Tinggi
MUHAMMAD ADITYA RAYHAN	Rendah	Sedang	Tinggi	Sedang	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi	Tinggi	Tinggi
SAID RAHADI KURNIA BAHASYIM	Rendah	Tinggi	Tinggi	Tinggi	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Tinggi	Tinggi
CAHYONO ROMADLONI ALIFIAN	Sedang	Sedang	Tinggi	Tinggi	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi
JUNIFAR ADAM PAMUNGKAS	Sedang	Tinggi	Tinggi	Sedang	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi	Tinggi	Tinggi
FARHAN SYAHREZA PUTRA	Tinggi	Tinggi	Tinggi	Rendah	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi
CANDRA NUGRAHA	Sedang	Tinggi	Tinggi	Rendah	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi
DEANDRA ABIANTORO	Sedang	Tinggi	Tinggi	Tinggi	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi
UMAR JAMIL	Sedang	Sedang	Tinggi	Sedang	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi
ATHALLAH TSANY RAKHA DZAKY	Rendah	Tinggi	Tinggi	Tinggi	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi
MAR AYU FOTINA	Rendah	Tinggi	Tinggi	Rendah	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Tinggi	Tinggi
BERNADHETA AYU PUTRI MARDIKA	Rendah	Tinggi	Tinggi	Tinggi	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi
NAUFAL FARRAS DEOFANNY	Tinggi	Sedang	Tinggi	Tinggi	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi
ABDUL AZIZ	Sedang	Sedang	Sedang	Rendah	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Tinggi	Tinggi
GHINAA ZAIN NABIILAH	Sedang	Tinggi	Tinggi	Tinggi	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Tinggi	Tinggi
RIYAN KUNCORO JATI	Rendah	Sedang	Tinggi	Tinggi	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi
AJI PRIAMBODO SANTOSO	Sedang	Tinggi	Tinggi	Sedang	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi
AGNIYA NOOR ILHAMIATI	Sedang	Tinggi	Tinggi	Tinggi	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Sedang	Tinggi
AZMI NAILUL IZZAH	Sedang	Sedang	Tinggi	Tinggi	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi
ZULIANA SANDRA PRASTIWI	Rendah	Tinggi	Tinggi	Tinggi	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi
DANIT HAFIZ PAMUNGKAS	Rendah	Tinggi	Rendah	Rendah	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Rendah	Sedang
YULISTIA ELSA NURSIDA	Sedang	Tinggi	Tinggi	Tinggi	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi
FAKRY ADI PERMANA	Rendah	Sedang	Tinggi	Tinggi	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi	Tinggi	Tinggi
RAIHAN HAMID SURAPERWATA	Rendah	Sedang	Rendah	Rendah	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Tinggi	Tinggi
GALIH YUDHASENA TRENGGALA	Sedang	Tinggi	Tinggi	Sedang	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Rendah	Tinggi
REYHAN RAHMA WINANDRI	Rendah	Rendah	Rendah	Rendah	Rendah	Rendah	Rendah	Tinggi	Rendah	Rendah

c_processing	c_perception	c_input	c_understanding
reflective	sensing	visual	sequential
reflective	intuitive	visual	global
active	sensing	visual	global
active	sensing	visual	global
reflective	sensing	visual	global
reflective	intuitive	visual	global
active	sensing	visual	sequential
active	sensing	visual	sequential
active	sensing	visual	global
active	sensing	verbal	global
reflective	sensing	visual	global
active	intuitive	verbal	global
reflective	sensing	visual	sequential
active	sensing	verbal	sequential
active	intuitive	visual	sequential
active	sensing	visual	sequential
active	sensing	verbal	global
active	sensing	verbal	global
active	sensing	visual	sequential
active	sensing	visual	sequential
active	sensing	verbal	global
reflective	sensing	visual	sequential
reflective	sensing	visual	sequential
reflective	intuitive	visual	global
active	sensing	visual	global
reflective	sensing	visual	sequential
active	intuitive	visual	global
active	sensing	visual	sequential
reflective	sensing	visual	sequential
active	intuitive	visual	sequential
active	sensing	visual	global

active	sensing	visual	sequential
reflective	sensing	verbal	global
reflective	sensing	visual	sequential
active	sensing	visual	sequential
active	sensing	visual	global
reflective	sensing	visual	global
active	sensing	visual	sequential
active	sensing	visual	global
active	sensing	visual	sequential
reflective	sensing	visual	global
active	sensing	visual	global
reflective	intuitive	visual	global
reflective	sensing	visual	sequential
reflective	intuitive	verbal	sequential
reflective	sensing	visual	sequential
active	sensing	verbal	sequential
active	sensing	visual	global
reflective	sensing	visual	sequential
active	intuitive	visual	sequential
active	sensing	visual	sequential
reflective	sensing	visual	global
active	sensing	visual	sequential
active	sensing	visual	sequential
reflective	sensing	visual	sequential
active	sensing	visual	global
active	sensing	visual	sequential
active	sensing	visual	global
active	sensing	visual	sequential
active	sensing	visual	sequential
active	intuitive	visual	global
reflective	intuitive	visual	global
active	sensing	visual	global
active	sensing	visual	sequential

Lampiran 2. Hasil Prediksi menggunakan *8-fold cross validation*

Name	Processing	Perception	Input	Understanding	Processing_Target	Perception_Target	Input_Target	Understanding_Target	Fold-K
RIFQI AHMAD FAUZI	reflective	sensing	visual	global	reflective	sensing	visual	sequential	1
RANDI SALAM	reflective	sensing	visual	global	reflective	intuitive	visual	global	1
FEDY FAHRON GUNTARA	active	sensing	visual	sequential	active	sensing	visual	global	1
MUHAMMAD FAHMI NUR FAJR	active	sensing	visual	sequential	active	sensing	visual	global	1
HANIFAH KUSUMA WARDANI	active	sensing	visual	sequential	reflective	sensing	visual	global	1
REZKY RIADHI SHALHAN	active	sensing	visual	sequential	reflective	intuitive	visual	global	1
MUHAMMAD RAYHAN NATAD	active	sensing	visual	sequential	active	sensing	visual	sequential	1
RADEN KEVIN YUSUF YUDISTI	active	sensing	visual	global	active	sensing	visual	sequential	1
ILHAM ALIF NURFAIDZI	active	sensing	visual	global	active	sensing	visual	global	2
VIEBIYANTY PRIHATININGRUM	reflective	sensing	visual	global	active	sensing	verbal	global	2
FAIRUS ZUHAIR AZIZY ATOIR	active	sensing	visual	sequential	reflective	sensing	visual	global	2
DINIYAL AMRU AGATSA	active	sensing	visual	sequential	active	intuitive	verbal	global	2
LARAS GUPITASARI	active	sensing	visual	sequential	reflective	sensing	visual	sequential	2
DWI KUNCORO AJI	active	sensing	visual	sequential	active	sensing	verbal	sequential	2
ADITYA STANDLEY CHRISTIAN	active	sensing	visual	sequential	active	intuitive	visual	sequential	2
GEYANISSA WANADYAWATI	reflective	sensing	visual	global	active	sensing	visual	sequential	2
NAUFAL GHIYATS	active	sensing	visual	sequential	active	sensing	verbal	global	3
MOCHAMMAD IKBAL TAWAKAL	active	sensing	visual	sequential	active	sensing	verbal	global	3
MOHAMAD RINALDY	active	sensing	visual	sequential	active	sensing	visual	sequential	3
ELSYA PUTRI SUTOMO	active	sensing	visual	sequential	active	sensing	visual	sequential	3
SEPRIANO SEPRIANO	active	sensing	visual	sequential	active	sensing	verbal	global	3
RIFQY NURHALIM	active	sensing	visual	global	reflective	sensing	visual	sequential	3
TITO DAMAS PAMUNGKAS	reflective	sensing	visual	sequential	reflective	sensing	visual	sequential	3
AXEL HAIKAL YUSUP	active	sensing	visual	sequential	reflective	intuitive	visual	global	3
NOVALDY FAJARAE	active	sensing	visual	sequential	active	sensing	visual	global	4
SHYFFA ILMALLIA NOER FHAD	active	sensing	visual	sequential	reflective	sensing	visual	sequential	4
YOLA ADIPRATAMA	active	sensing	visual	global	active	intuitive	visual	global	4
RYAN ARMIDITYA PRATAMA	active	sensing	visual	sequential	active	sensing	visual	sequential	4
M.TARIS SYAHIR ZUL FAHMI	reflective	sensing	visual	global	reflective	sensing	visual	sequential	4
REGY ARYA ADHI PRATAMA	active	sensing	visual	sequential	active	intuitive	visual	sequential	4
MUHAMMAD ARVINADIA ARIF	active	sensing	visual	sequential	active	sensing	visual	global	4

IQBAL MAULANA	active	sensing	visual	sequential	active	sensing	visual	sequential	4
ANDI MASHUMANIA AMIN	active	sensing	visual	sequential	reflective	sensing	verbal	global	5
AHMAD ARSYEL ABDUL HAKI	active	sensing	visual	sequential	reflective	sensing	visual	sequential	5
CHODDY RABBANY	active	sensing	visual	sequential	active	sensing	visual	sequential	5
JATI KRISMANADI	active	sensing	visual	sequential	active	sensing	visual	global	5
MUHAMMAD FIRDAUS BASYU	active	sensing	visual	sequential	reflective	sensing	visual	global	5
HILMI HIDAYAT ARFISKO	reflective	sensing	visual	global	active	sensing	visual	sequential	5
MUHAMMAD NAUFAL DIVIAN	reflective	sensing	visual	global	active	sensing	visual	global	5
MUHAMMAD ADITYA RAYHAN	reflective	sensing	visual	global	active	sensing	visual	sequential	5
SAID RAHADI KURNIA BAHAS	reflective	sensing	visual	sequential	reflective	sensing	visual	global	6
CAHYONO ROMADLONI ALIFLA	active	sensing	visual	sequential	active	sensing	visual	global	6
JUNIFAR ADAM PAMUNGKAS	active	sensing	visual	sequential	reflective	intuitive	visual	global	6
FARHAN SYAHREZA PUTRA	active	sensing	visual	sequential	reflective	sensing	visual	sequential	6
CANDRA NUGRAHA	active	sensing	visual	sequential	reflective	intuitive	verbal	sequential	6
DEANDRA ABIANTORO	active	sensing	visual	sequential	reflective	sensing	visual	sequential	6
UMAR JAMIL	active	sensing	visual	sequential	active	sensing	verbal	sequential	6
ATHALLAH TSANY RAKHA DZ	active	sensing	visual	sequential	active	sensing	visual	global	6
MAR AYU FOTINA	active	sensing	visual	global	reflective	sensing	visual	sequential	7
BERNADHETA AYU PUTRI MA	active	sensing	visual	sequential	active	intuitive	visual	sequential	7
NAUFAL FARRAS DEOFANNY	active	sensing	visual	sequential	active	sensing	visual	sequential	7
ABDUL AZIZ	active	sensing	visual	global	reflective	sensing	visual	global	7
GHINAA ZAIN NABIILAH	reflective	sensing	visual	global	active	sensing	visual	sequential	7
RIYAN KUNCORO JATI	active	sensing	visual	sequential	active	sensing	visual	sequential	7
AJI PRIAMBODO SANTOSO	active	sensing	visual	sequential	reflective	sensing	visual	sequential	7
AGNIYA NOOR ILHAMIATI	reflective	sensing	visual	global	active	sensing	visual	global	7
AZMI NAILUL IZZAH	active	sensing	visual	sequential	active	sensing	visual	sequential	8
ZULIANA SANDRA PRASTIWI	active	sensing	visual	sequential	active	sensing	visual	global	8
DANIT HAFIZ PAMUNGKAS	active	intuitive	visual	sequential	active	sensing	visual	sequential	8
YULISTIA ELSA NURSIDA	active	sensing	visual	sequential	active	sensing	visual	sequential	8
FAKRY ADI PERMANA	reflective	sensing	visual	sequential	active	intuitive	visual	global	8
RAIHAN HAMID SURAPERWAT	active	sensing	visual	sequential	reflective	intuitive	visual	global	8
GALIH YUDHASENA TRENGGA	active	sensing	visual	sequential	active	sensing	visual	global	8
REYHAN RAHMA WINANDRI	active	intuitive	visual	sequential	active	sensing	visual	sequential	8