

## BAB II

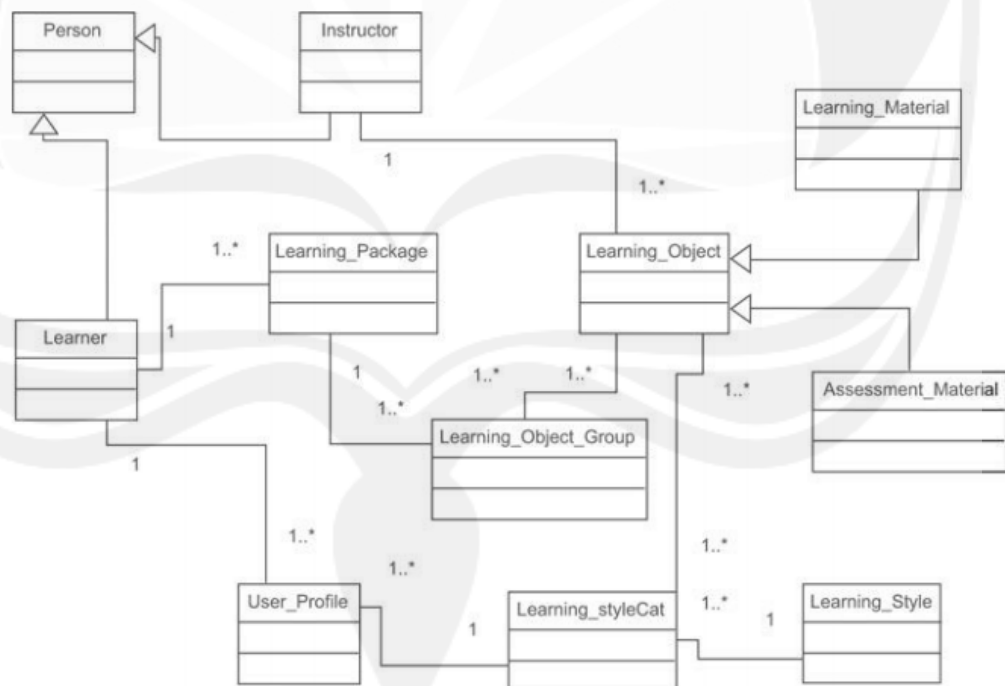
### TINJAUAN PUSTAKA

#### 2.1 Gaya Belajar

Penelitian tentang gaya belajar telah banyak dilakukan untuk dapat mengenali jenis gaya belajar dari mahasiswa. Banyak *learning styles model* yang telah dikembangkan seperti Myers-Briggs Type Indicator (Myers et al., 1998), Multiple Intelligences (Gardner, 1993), Kolb's (1985) Learning Styles Theory, Felder and Silverman Index of Learning Styles and Honey and Mumford's (1992), Index of Learning Styles, VARK (Fleming, 1995) and Dunn and Dunn (1978).

Pada penelitian yang dilakukan Peter dan Bacon (2010), bagaimana membuat desain *personalised adaptable e-learning adaptive systems* berdasarkan gaya belajar mahasiswa (*visual, aural, read/write, kinaesthetic*) agar dapat memberikan materi yang relevan menggunakan VARK *learning styles*. Ada perdebatan bagaimana mengembangkan teori desain instruksional yang dapat menyediakan lingkungan belajar yang lebih kaya untuk pelajar. Banyak gaya belajar yang telah dikembangkan agar pelajar dapat dikategorikan ke dalam tipe pelajar yang spesifik, dengan mengetahui tipe pelajar kemudian dapat digunakan untuk menyediakan materi belajar yang sesuai sehingga dapat meningkatkan potensi pelajar untuk belajar. Tujuan penelitian ini adalah membahas bagaimana gaya belajar dan teori digunakan secara langsung didalam *personalised adaptable e-learning adaptive systems*, mendeskripsikan *e-learning platform* yaitu iLearn dan bagaimana *platform* ini didesain untuk

menggabungkan gaya belajar sebagai bagian dari personalisasi yang ditawarkan oleh sistem. Metodologi penelitian yang dilakukan dalam penelitian ini membahas bagaimana gaya belajar dan teori yang digunakan di dalam area dari *adaptive e-learning* dan mendeskripsikan penelitian saat ini di dalam area ini. *Paper* ini memberikan gambaran dari proyek iLearn dan mendeskripsikan bagaimana iLearn menggunakan model gaya belajar VARK untuk meningkatkan personalisasi *platform* dan kemampuan adaptasi untuk pelajar. Mendeskripsikan desain sistem dan bagaimana gaya belajar dimasukkan ke dalam desain sistem dan *semantic framework* di dalam profil pelajar. Gambar 2.1 merupakan *class* diagram dari sistem iLearn.



Gambar 2.1 *Class* diagram iLearn

Sistem iLearn memilih model gaya belajar VARK karena merupakan model yang singkat dan memiliki pertanyaan yang relevan, tidak menggunakan

terlalu banyak pertanyaan dalam kuisisionernya. Berdasarkan model gaya belajar VARK, sistem menyediakan materi yang relevan sesuai dengan gaya belajar pelajar. Tabel 2.1 menunjukkan rekomendasi materi yang disediakan oleh iLearn sesuai dengan model gaya belajar VARK.

Tabel 2.1 Representasi gaya belajar VARK di dalam sistem iLearn

Gaya belajar VARK	Rekomendasi belajar Fleming's	Objek belajarpada iLearn
Visual	Gambar, video, poster, slide, flowchart, grafik, diagram	Video, Vodcast, PP slides
Aural	Diskusi topik dan ide, mengingat cerita, bercanda, dll	PP slides dengan audio, Multimedia, Podcast
Read/write	Lists, headings, kamus, penjelasan, buku, manual	PP slides, Test documents
Kinaesthetic	Tertarik untuk melakukan, praktek, real relevant	Multimedia interactivity
Multimodal	Campuran dari gaya belajar dan objek belajar di atas.	

*Learning Management System* (LMS) seperti Moodle dan Blackboard dalam penggunaannya tidak memberikan banyak pengalaman secara personal kepada pelajar. Gaya belajar yang digunakan untuk *adaptive personalisation* di dalam *e-learning* adalah Felder Silverman's Index of learning styles, Honey and Mumford learning style, The Dunn and Dunn model, VARK dan Kolb. iLearn telah memilih untuk menambahkan personalisasi gaya belajar berdasarkan Fleming's VARK Learning Style. VARK dipilih karena itu adalah *tool* yang dapat memberikan hasil yang dapat dipetakan dengan jelas untuk objek belajar yang lebih disukai. Penelitian ini menunjukkan bagaimana gaya belajar VARK dapat dimasukkan pada desain sistem iLearn

dan menunjukkan bagaimana itu akan digunakan untuk menyediakan materi yang relevan untuk pelajar sesuai dengan jenis gaya belajar mereka.

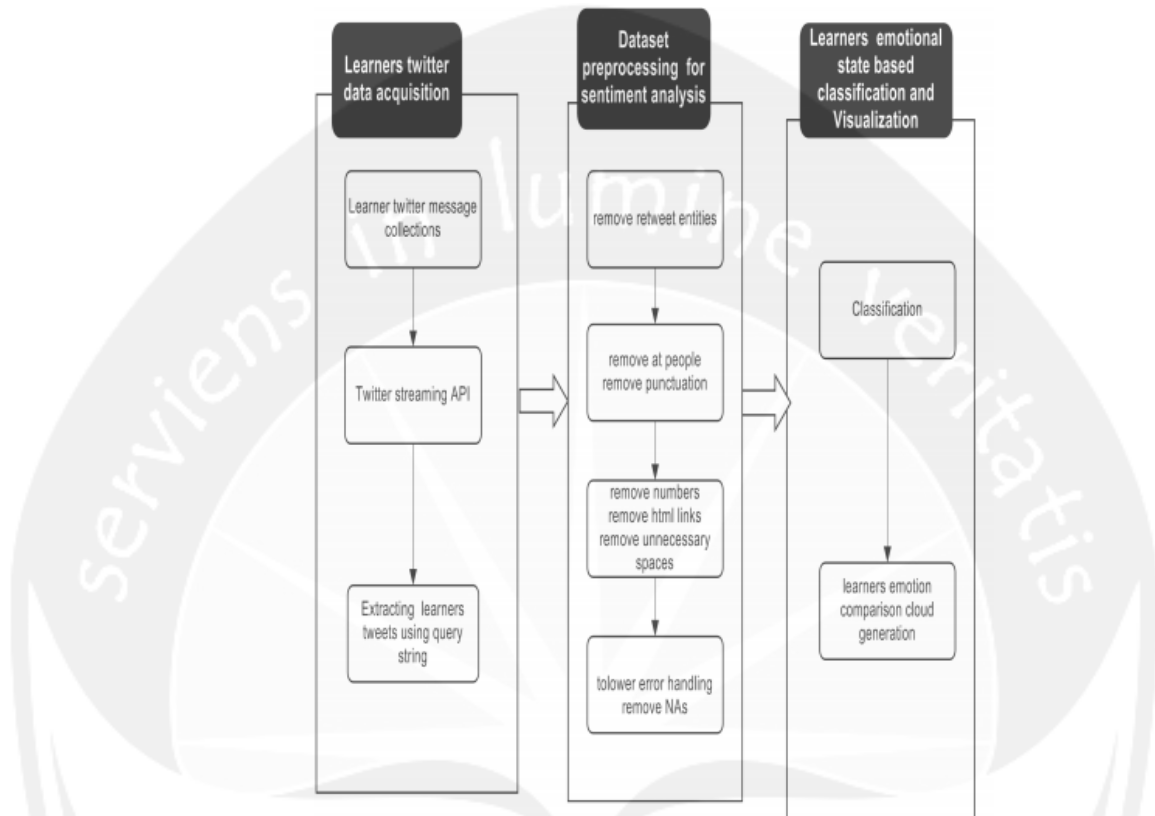
## 2.2 Analisis Sentimen

Yamamoto dan Kumamoto (2015), melakukan penelitian tentang analisis sentimen pada twitter dengan tujuan utama adalah menganalisis sentimen multidimensional pada *tweet*, analisis peran dari *emoticon* dan *clustering* pengguna berdasarkan sentimen dari *emoticon*. Penelitian ini menggunakan 10 sentimen dimensional milik Plutchik (Plutchik, 1960) yaitu *sorrow, joy, dislike, liking, shame, relief, fear, anger, surprise, excitement*. *Emoticon* yang digunakan tidak hanya *emoticon* Inggris (contoh : o) ) tetapi juga menggunakan *emoticon* Jepang ( contoh : (^0^)) . Setiap *emoticon* ditentukan sentimen yang terkandung, kemudian disimpan ke dalam *emoticon lexicon*. Metode yang dibuat digunakan untuk menentukan sentimen dari *tweet* berdasarkan sentimen dari kalimat dan peran *emoticon* di dalam kalimat. Ada 4 peran *emoticon* pada *tweet* yaitu : *emphasis - emoticon* meningkatkan kandungan sentimen pada *tweet*, *assuagement- emoticon* mengurangi kandungan sentimen pada *tweet*, *conversion - emoticon* mengubah kandungan sentimen pada *tweet*, *addition - emoticon* menambahkan sentimen pada sebuah kalimat yang memiliki sentimen netral. Berdasarkan peran *emoticon*, dihitung nilai sentimen yang terkandung dalam suatu *tweet*. Tahapan yang dilakukan untuk menghitung nilai sentimen pada *tweet* adalah (1) memisahkan *tweet* kedalam kalimat dan *emoticon*, (2) menghitung nilai sentimen kalimat menggunakan *sentiment lexicon*, (3) menentukan sentimen *emoticon* menggunakan *emoticon lexicon*,

(4) identifikasi peran *emoticon* berdasarkan langkah (2) dan (3), (5) menghitung nilai sentimen dari *tweet* menggunakan *regression expression* berkaitan dengan peran *emoticon*. Jenis pengguna *emoticon* ditentukan dengan *clustering* dan membuat sebuah dendogram menggunakan metode Ward. Hasil dari *clustering* adalah membagi pengguna ke dalam 4 tipe yaitu *common sentiment user type, influence and not understanding emoticon type, influence and understanding emoticon type, dislike emoticon type*.

Pada penelitian Ravichandran dan Kulantaivel (2014), dengan judul “Twitter Sentiment Mining (TSM) Framework Based Learners Emotional State Classification And Visualization For E-Learning System”, sangat penting mengetahui kategori dari emosi pelajar pada *e-learning system*. Status emosi pelajar sangat sulit dideteksi untuk mengetahui tingkat kepuasan dari sistem *e-learning*. Oleh karena itu TSM digunakan untuk membantu mengetahui emosi pelajar yang sering berinteraksi dengan sistem *e-learning*. Penelitian ini menunjukkan metode baru untuk *sentiment mining* pada twitter berdasarkan pesan yang ditulis oleh pelajar di twitter, membantu untuk mengetahui informasi tentang *sentiment polarity* (negatif, positif) dan memodelkan *sentiment polarity* untuk mengetahui perubahan pada emosi pelajar. Model yang dibangun menggunakan data *training* berdasarkan *sentimental behavior* pelajar menggunakan pendekatan Naive Bayesian. Model diuji menggunakan data *testing* pada proses prediksi dalam mengetahui status emosi yang dimiliki pelajar. Hasil klasifikasi dibandingkan dengan algoritma lain (support machine

vector dan maxentropy techniques). Gambar 2.2 adalah arsitektur TSM Framework :



Gambar 2.2 Arsitektur TSM Framework

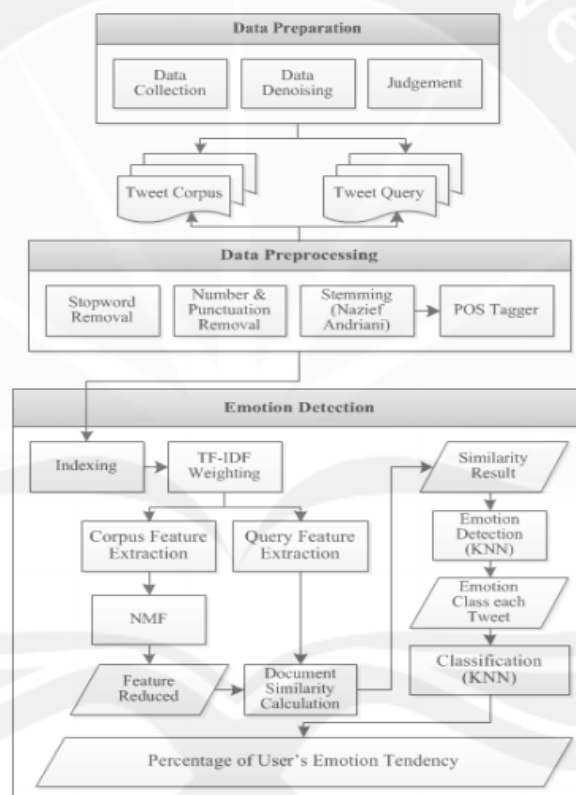
Eksperimen yang dilakukan menggunakan dataset dengan jumlah 180 tweets yang didapatkan dari twitter menggunakan API twitter. Setelah melalui proses *preprocessing*, Naive Bayesian *classifier* digunakan untuk mengklasifikasi *tweet*. *Confusion matrices*, *precision*, *recall*, *f-measure* dan *accuracy* digunakan untuk melakukan evaluasi dari model yang dibangun dan pembandingan dengan teknik lain. Penelitian ini dapat mengklasifikasi dan memvisualisasi *joy*, *fear*, *anger*, *sadness*. Hasil dari klasifikasi digunakan sebagai masukan sistem *e-learning* untuk menyediakan status emosional pelajar berdasarkan rekomendasi aktifitas pelajar.

### 2.3 Analisis Sentimen Pada Tweet Bahasa Indonesia

Buntoro (2014), melakukan penelitian mengenai kandungan sentimen pada *tweet* atau komentar berbahasa Indonesia. Pada *tweet* terkandung komentar positif atau negatif, analisis sentimen digunakan untuk mengidentifikasi kandungan sentimen pada *tweet*. Penelitian ini menekankan pada parameter sentimen yang digunakan pada sistem analisis sentimen. Parameter sentimen yang digunakan ada 7 parameter sentimen yaitu sangat positif, positif, agak positif, netral, agak negatif, negatif, sangat negatif. Sistem analisis sentimen yang dibangun memiliki tahapan, pengumpulan data, *preprocessing*, tokenisasi, POS *Tagger*, penentuan *classattribute*, *loaddictionary*, *extract* dan pembobotan fitur dengan menggunakan metode Double Propagation, penentuan sentimen. Ujicoba sistem ini dilakukan dengan data yang berjumlah 128 *tweet*, skenario ujicoba untuk mengetahui seberapa baik sistem yang telah dibangun. Pada proses klasifikasi, sistem menghitung nilai sentimen setiap *tweet* dan mencocokkan dengan 7 parameter sentimen (sangat positif, positif, agak positif, netral, agak negatif, negatif, sangat negatif). Akurasi sistem diketahui dengan membandingkan hasil sistem dengan hasil dari 3 mahasiswa yang memberikan penilaian analisis sentimen terhadap data *tweet*. Akurasi dari sistem tersebut adalah 23,43%.

Arifin (2014), membangun model baru untuk mendeteksi emosi pada *tweet* Bahasa Indonesia menggunakan metode Non-Negative Matrix Factorization(NMF). Jenis emosi yang digunakan untuk klasifikasi adalah senang, marah, takut, sedih, terkejut. NMF dapat menentukan hubungan antara

fitur (*hashtag*, *emoji*, *emoticon*, dan kata sifat) secara tepat. NMF digunakan untuk mengurangi dimensi pada data multidimensional dan dapat digunakan untuk menilai emosi pengguna melalui arti dari fitur yang telah diringkas, kemudian digunakan untuk menilai hubungan antara fitur. Emosi masing-masing pengguna ditunjukkan melalui nilai persentase menggunakan pendekatan KNN. Gambar 2.3 adalah metodologi pada penelitian ini adalah:



Gambar 2.3 Metodologi deteksi emosi pada *tweet* Bahasa Indonesia menggunakan metode NMF

Ekperimen yang dilakukan dengan menggunakan data *tweet* pengguna sebagai dokumen teks untuk dataset *training* dan *testing*. Dataset *training* dibuat dengan melakukan klasifikasi dan memberikan label pada *tweet* secara



manual, menggunakan data 764 *tweets* yang terdiri dari 193 *tweets* marah, 186 *tweets* sedih, 161 *tweets* senang, 95 *tweets* takut, 129 *tweets* terkejut. Dataset *testing* didapatkan dari *tweet* akun twitter pengguna. Metode pada penelitian ini telah dapat mendeteksi emosi pengguna pada twitter, dibuktikan dengan hasil dari persentase emosi dan nilai rata-rata *precision*, *recall*, dan *f-measure*, target emosi. Hasil terbaik dalam proses deteksi emosi adalah ketika k-rank=250 dan 300 dengan k=15.

Peneliti menggunakan beberapa penelitian terdahuluyang telah dijelaskan,sebagai referensi dan dasar penelitian yang dilakukan dalam penelitian ini, antara lain tentang gaya belajar, model gaya belajar VARK, analisis sentimen dan analisis sentimen pada teks Bahasa Indonesia.