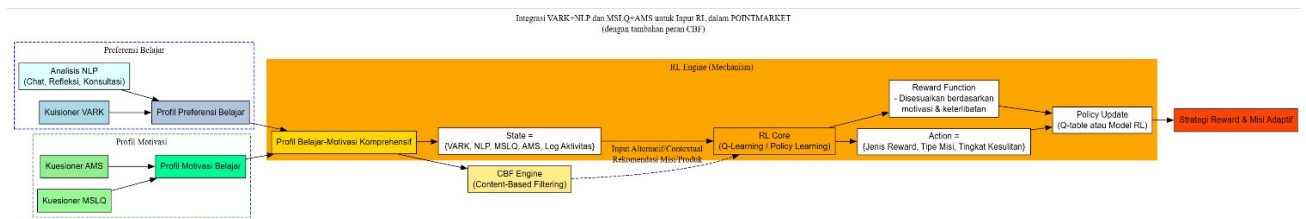


## CLEAR CONCEPTS



### Profil Belajar-Motivasi Komprehensif

| Komponen | Mengukur   | Output  | Tipe        |
|----------|--|---|-------------|
| VARX     | Preferensi belajar   | Gaya belajar dominan                                    | Self-report |
| NLP      | Perilaku belajar aktual  | Gaya belajar yang terobservasi                          | Behavioral  |
| MSLQ     | Motivasi, strategi kognitif  | Skor subdimensi motivasi & self-regulation              | Self-report |
| AMS      | Jenis motivasi :<br>✓ Intrinsik (belajar karena suka)<br>✓ Ekstrinsik (belajar karena nilai/hadiah)<br>✓ Amotivasi (tidak tahu kenapa belajar) | Profil motivasi SDT (autonomy, competence, relatedness) | Self-report |

Penjelasan Gambar :

| Komponen            | Keterangan                        | Digunakan Untuk                                |
|---------------------|-----------------------------------|--|
| VARX                | Tes gaya belajar (pilihan ganda)  | Mengetahui preferensi siswa                    |
| NLP                 | Analisis teks siswa               | Mendeteksi gaya belajar dari tulisan           |
| MSLQ                | Tes strategi dan motivasi belajar | Mengetahui cara dan semangat siswa belajar     |
| AMS                 | Tes jenis motivasi                | Mengetahui apakah siswa termotivasi atau tidak |
| Profil Komprehensif | Gabungan semuanya                 | Dipakai oleh CBF dan RL untuk personalisasi    |
| CBF                 | Mesin rekomendasi                 | Rekomendasikan konten yang cocok               |
| RL                  | Mesin pembelajar adaptif          | Menentukan reward & strategi belajar terbaik   |

Penjelasan Konsep :

#### 1. Preferensi Belajar

##### a) Analisis NLP

Menganalisis data teks untuk **mengindikasikan preferensi aktual** berdasarkan **perilaku bahasa**

##### b) Kuesioner VARK

Menghasilkan **preferensi awal** berdasarkan self-report siswa

### Strategi Penanganan Perbedaan Hasil VARK vs NLP

Situasi :

| Kuisisioner VARK | NLP (hasil analisis teks siswa) | Keterangan   |
|------------------|---------------------------------|--|
| Visual           | Kinesthetic                     | Terjadi mismatch antara persepsi dan perilaku aktual |
| Aural/Audio      | Aural/Audio                     | Konsisten  |

|            |                     |                               |
|------------|---------------------|-------------------------------|
| Read/Write | Read/Write + Visual | Dominan R, multimodal mungkin |
|------------|---------------------|-------------------------------|

### Pendekatan Solusi :

#### a) Adaptive Confidence Weighting

**Tujuan:** Menentukan bobot kepercayaan (confidence weight) untuk hasil VARK dan NLP berdasarkan kualitas data.

$$W_{VARK} + W_{NLP} = 1$$

Penentuan Bobot (berdasarkan kualitas data NLP)

```
if jumlah_kata_nlp < 100:
    W_VARK = 0.7
    W_NLP = 0.3
elif jumlah_kata_nlp >= 300:
    W_VARK = 0.3
    W_NLP = 0.7
else:
    W_VARK = 0.5
    W_NLP = 0.5
```

Pertimbangan nilai bobot berdasarkan Asumsi logis yang umum di literatur AI adaptif :

Semakin banyak dan kaya data dari **sumber NLP**, maka semakin besar kepercayaannya ( $W_{NLP} \uparrow$ ) dan semakin kecil kepercayaan terhadap self-report ( $W_{VARK} \downarrow$ )

Gunkan fungsi kontinue agar lebih fleksibel:

```
def weight_nlp(jumlah_kata):
    if jumlah_kata >= 300:
        return 0.7
    elif jumlah_kata <= 100:
        return 0.3
    else:
        return 0.3 + (jumlah_kata - 100) * (0.4 / 200) # interpolasi linear

W_NLP = weight_nlp(jumlah_kata)
W_VARK = 1 - W_NLP
```

#### b) Skoring Gabungan (Weighted Average)

**Tujuan:** Menggabungkan skor dari VARK dan NLP untuk setiap gaya belajar (Visual, Aural, Read/Write, Kinesthetic).

$$Score_{gabungan}(g) = W_{VARK} \cdot Score_{VARK}(g) + W_{NLP} \cdot Score_{NLP}(g)$$

Contoh kongkrit:

```
Score_gabungan["Visual"] = 0.6*0.7 + 0.4*0.3 = 0.42 + 0.12 = 0.54
Score_gabungan["Kinesthetic"] = 0.6*0.3 + 0.4*0.7 = 0.18 + 0.28 = 0.46
```

#### c) Decision Thresholds (Multimodal Label)

**Tujuan:** Menentukan apakah siswa punya 1 preferensi dominan atau tergolong **multimodal**.

**Formula (Threshold Decision Rule):**

Misalkan:

- `max1` = nilai skor tertinggi
- `max2` = nilai skor tertinggi kedua

Jika:

$$\Delta = |max1 - max2| < \theta$$

maka output = **Multimodal**

Jika:

$$\Delta \geq \theta$$

maka output = **Dominan** (gaya belajar dengan `max1`)

**Rekomendasi nilai threshold ( $\theta$ ):**

$$\theta = 0.15$$

$\theta$  = ambang batas (threshold) selisih skor dua preferensi belajar teratas yang digunakan untuk menentukan apakah:

- Siswa dianggap memiliki 1 preferensi dominan, atau
- Siswa dianggap multimodal (memiliki 2 preferensi yang hampir seimbang)

0,15 = **nilai *heuristik*** yang bisa disesuaikan

| Tujuan Sistem                       | Rekomendasi $\theta$ |
|-------------------------------------|----------------------|
| Ingin sistem sangat presisi & ketat | 0.1                  |
| Ingin sistem lebih inklusif/adaptif | 0.15 - 0.20          |
| Ingin fleksibilitas maksimal        | > 0.20               |

**Contoh:**

```
Visual = 0.54
Kinesthetic = 0.46
 $\Delta = 0.08 < 0.15 \rightarrow$  Output: Multimodal (Visual-Kinesthetic)
```

## OUTPUT

```
{
  "preferensi_belajar": {
    "tipe": "Multimodal",
    "gabungan": {
      "Visual": 0.54,
      "Kinesthetic": 0.46
    },
  },
  "label": "Visual-Kinesthetic"
}
```

Secara ilmiah ini merupakan model **Data Fusion Framework**: Penggabungan berbagai sumber untuk inferensi profil. Digunakan dalam: recommender system, affective computing, dan adaptive tutoring system.

**Data Fusion Framework** adalah pendekatan sistematis untuk **menggabungkan data dari berbagai sumber** untuk menghasilkan **kesimpulan tunggal yang lebih akurat** daripada jika hanya memakai satu sumber saja.

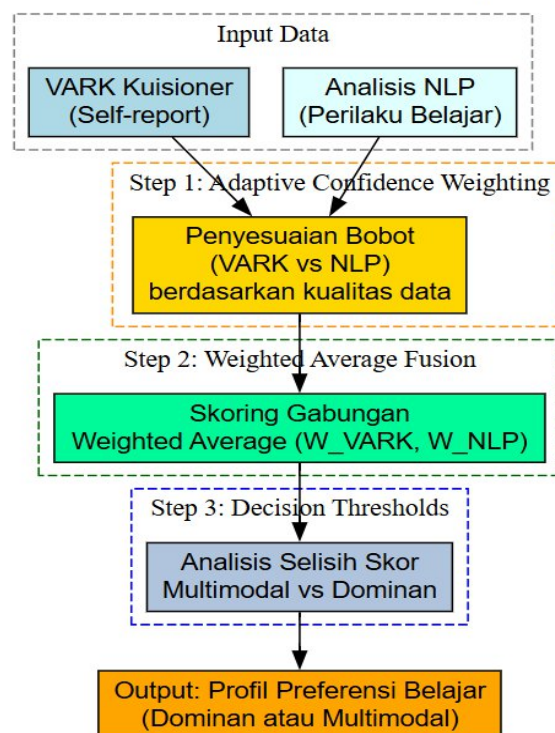
Dalam konteks **POINTMARKET**, Anda menggunakan **dua sumber data utama**:

- Data eksplisit**: hasil kuisisioner (VARK, MSLQ, AMS)
- Data implisit**: hasil analisis NLP dari teks interaksi siswa

Framework ini membantu Anda:

- menyatukan** persepsi dan perilaku
- menimbang** tingkat kepercayaannya (adaptive weighting)
- menginterpretasi** hasil secara fleksibel (threshold-based decision)

Data Fusion Framework untuk Menentukan Preferensi Belajar di POINTMARKET



#### A. Skoring Berbasis Bobot Keyakinan

Setiap sumber diberi **nilai kepercayaan (confidence score)**, lalu digabungkan:

- VARK Kuisisioner**: dianggap sebagai **self-reported (0.4–0.5)**
- NLP**: dianggap sebagai **behavioral-observed (0.5–0.6)**

Contoh formula dominasi:

$$\text{Final\_Score}(V) = 0.5 * \text{VARK}(V) + 0.5 * \text{NLP}(V)$$

Kemudian dipilih skor tertinggi sebagai **preferensi dominan**.  
Jika perbedaan kecil (<10%), sistem menyimpulkan *multimodal preference*

## B. Logika Prioritas Adaptif

- Jika siswa baru (belum banyak interaksi)** → utamakan VARK
- Jika data interaksi cukup** → utamakan NLP (lebih stabil karena perilaku)
- Jika konflik tajam (bertolak belakang)** → sistem labeli sebagai "*multimodal-tentatif*" dan lakukan monitoring lanjutan

## C. Contoh Formulasi Perhitungan

Misalkan:

- Hasil kuisioner VARK:

Visual = 40%, Aural = 20%, Read = 30%, Kinesthetic = 10%

- NLP (analisis teks + chat):

Visual = 20%, Aural = 25%, Read = 15%, Kinesthetic = 40%

Maka:

$$Final\_Visual = 0.5 * 0.40 + 0.5 * 0.20 = 0.30$$

$$Final\_Aural = 0.5 * 0.20 + 0.5 * 0.25 = 0.225$$

$$Final\_Read = 0.5 * 0.30 + 0.5 * 0.15 = 0.225$$

$$Final\_Kinesthetic = 0.5 * 0.10 + 0.5 * 0.40 = 0.25$$

**Output:** Dominan = **Visual**, tapi selisih kecil → sistem bisa sarankan **Visual + Kinesthetic** (multimodal adaptif)

## D. Visualisasi Output ke UI

- Beri label "Preferensi belajar dominan: Visual (dikonfirmasi oleh NLP)"
- Jika terjadi konflik → "Preferensi berbeda: Self-report menunjukkan Visual, namun perilaku menunjukkan Kinesthetic. Sistem akan menyarankan konten Visual-Kinestetik secara adaptif."

## E. Tips Implementasi di POINTMARKET

- Simpan *score\_vark* dan *score\_nlp* per kategori VARK di database
- Gunakan *weighted fusion logic* di backend
- Tambahkan *confidence indicator* atau "*flag mismatch*" untuk analisis lanjutan dan rekomendasi misi

## F. Landasan Teori

| No | Judul Studi   | Penulis (Tahun)        | Publikasi  | Kontribusi Utama  | DOI/Link  |
|----|---|------------------------|--|---|---|
| 1  | Hybrid Profiling: Integrating Self-Report and Behavioral Data | Benhamdi et al. (2017) | Personalized recommender system for e-learning environment                           | Kombinasi data eksplisit (kuisioner) dan implisit (log perilaku/NLP) untuk meningkatkan rekomendasi pembelajaran. | <a href="https://doi.org/10.1007/s10639-016-9504-y">https://doi.org/10.1007/s10639-016-9504-y</a> |
| 2  | Confidence-Based Fusion Approach                              | Chi et al. (2011)      | An evaluation of pedagogical tutorial tactics for a natural language tutoring system | Model fusion berbasis kepercayaan untuk menggabungkan data dari kuisioner dan observasi perilaku NLP.             | <a href="https://doi.org/10.3233/JAI-2011-0006">https://doi.org/10.3233/JAI-2011-0006</a>         |

|   |  |                        |  |   |   |
|---|--|------------------------|--|---|---|
| 3 | Multimodal Learner Profiling in Adaptive Systems | Kastrati et al. (2021) | Sentiment analysis of students's feedback with NLP and deep learning | NLP untuk analisis teks refleksi siswa guna memperkuat profil belajar.  | <a href="https://doi.org/10.3390/app11093986">https://doi.org/10.3390/app11093986</a>               |
| 4 | Triangulation for Learner Modeling               | Conati & McCoy (2019)  | Artificial Intelligence in Education: Promises and Pitfalls          | Modeling pembelajar melalui triangulasi: self-report, kinerja, dan data interaksi.                                  | AI in Education   |
| 5 | Trustworthy AI Personalization via Data Fusion   | Yannier et al. (2024)  | AI adaptivity in a mixed-reality system improves learning            | Validasi atau penggantian asumsi pengguna dengan data log interaksi untuk modifikasi strategi pengajaran real-time. | <a href="https://doi.org/10.1007/s40593-023-00388-5">https://doi.org/10.1007/s40593-023-00388-5</a> |

## 2. Profil Motivasi

Menghasilkan **profil motivasi** (intrinsik, ekstrinsik, regulasi, amotivasi, self-efficacy) sebagai parameter reward. Data **MSLQ dan AMS bisa diupdate berkala** (per siklus pembelajaran), lalu digunakan sebagai variabel latar belakang (context state). Sistem dapat menandai **anomali atau mismatch** antara motivasi dan perilaku → ini dapat digunakan sebagai fitur dalam **alert sistem atau strategi intervensi**.

- a) Kuesioner AMS
- b) Kuesioner MSLQ

Keduanya merupakan **sistem profiling berbasis kuisiomer psikometrik**

- 3. CBF
- 4. RL
- 5. Strategi reward & Misi Adaptif