|  |
| --- |
| TE Comp-V**मिनी प्रकल्प**सबमिशनची तारीख: 16 नोव्हेंबर 2024 |
| **नाव:अंकित प्रकाशरोल नंबर ९९७५** |
| अभ्यासक्रमाचे परिणाम: केस स्टडीसाठी निवडलेले शोधनिबंध समजून घेणे आणि त्याची अंमलबजावणी करणे |
| **प्रयोगशाळेच्या मूल्यांकनासाठी रुब्रिक्सप्रयोग:**   |  |  |  |  | | --- | --- | --- | --- | | **Indicator** | **Average** | **Good** | **Excellent** | | **Presentation (3)** | **Presentation reflects average subject knowledge only (1)** | **Presentation reflects good subject knowledge,**  **Student used clear voice (2)** | **Presentation reflects good subject knowledge, and student maintains eye contact and clear voice (3)** | | **Implementation (4)** | **Able to partially perform the experiment (2)** | **Able to perform the experiment for certain extent (3)** | **Able to perform the experiment considering most of the aspects (4** | | **Novelty and use of Algorithms(3)** | **Only algorithms (1)** | **Novelty and use of Algorithms(2)** | **Novelty and use of Algorithms justified (3)** | | **Rubrics** | **Presentation (3)** | **Implementation (4)** | **Novelty and use of Algorithms(3)** | | **Score** |  |  |  | |
| **शिक्षकांचेचिन्ह:एकूण (१०):** |

DWMN मिनी प्रकल्प

**ध्येय:**लाई-लर्निंग वातावरणात विद्यार्थ्यांच्या कामगिरीचा अचूक अंदाज लावण्यासाठी आणि वाढवण्यासाठी, वेळेवर आणि माहितीपूर्ण शैक्षणिक निर्णय घेण्यास मदत करण्यासाठी सखोल शिक्षण-आधारित शिक्षण निर्णय समर्थन प्रणाली (EDSS) विकसित करा.

**समस्याव्याख्या:**दपेपरमध्ये समस्या अशी आहे की ई-लर्निंग सिस्टीममध्ये प्रगती असूनही, शैक्षणिक संस्थांना सध्याच्या डेटा प्रोसेसिंग आणि निर्णय समर्थन पद्धतींमधील मर्यादांमुळे विद्यार्थ्यांच्या कामगिरीचे अचूक मोजमाप आणि अंदाज लावण्यामध्ये महत्त्वपूर्ण आव्हाने आहेत, ज्यामुळे माहिती देण्याच्या शिक्षकांच्या क्षमतेवर परिणाम होतो. आणि वेळेवर शैक्षणिक निर्णय.

**सारांश:**ददस्तऐवज विद्यार्थ्यांच्या ई-लर्निंग कार्यक्षमतेचा अंदाज लावण्याच्या उद्देशाने डीप लर्निंग-बेस्ड एज्युकेशन डिसिजन सपोर्ट सिस्टम (EDSS) च्या विकासावर चर्चा करतो. पारंपारिक वर्गखोल्या आधुनिक ई-लर्निंग वातावरणात कशा विकसित झाल्या आहेत हे अधोरेखित करून शिक्षणावरील माहिती तंत्रज्ञानाच्या परिवर्तनीय प्रभावावर भर देते जे प्राध्यापक आणि विद्यार्थी यांच्यातील परस्परसंवाद सुलभ करते. प्रगती असूनही, विद्यार्थ्यांच्या कामगिरीचे मूल्यांकन करणे आणि सक्रिय सहभाग सुनिश्चित करणे यासारखी आव्हाने कायम आहेत. संशोधनात सखोल शिक्षणाचा वापर करून उपाय सादर केला आहे, विशेषत: डीप ग्राफ कन्व्होल्युशनल न्यूरल नेटवर्क (DGCNN), डेटा प्रीप्रोसेसिंग, एक्स्ट्रॅक्शन-ट्रान्सफॉर्मेशन-लोड (ETL) आणि ऑनलाइन विश्लेषणात्मक प्रक्रिया (OLAP) यांसारख्या प्रक्रियांसह एकत्रित निर्णयक्षमता वाढवण्यासाठी.

पद्धतीमध्ये चार मुख्य टप्पे समाविष्ट आहेत:

1. डेटा तयार करणे: हा टप्पा संरचित आणि अर्ध-संरचित डेटा एकत्रित करतो, सर्वसमावेशक विश्लेषणासाठी आवश्यक आहे. यात API वापरून डेटा काढणे, विद्यार्थ्यांच्या सहभागाशी संबंधित गुणधर्म निवडणे (उदा. संसाधन भेटी, चर्चेतील सहभाग आणि प्रतिसाद दर) आणि सातत्य आणि सामान्यीकरणासाठी या डेटाचे रूपांतर करणे समाविष्ट आहे.
2. ETL प्रक्रिया: ही पायरी डेटा स्वच्छ, संतुलित आणि सामान्यीकृत असल्याची खात्री करून निर्णयक्षमता वाढवण्यासाठी हाताळते. सिंथेटिक मायनॉरिटी ओव्हर-सॅम्पलिंग टेक्निक (SMOTE) सारख्या पद्धती डेटा असंतुलन संबोधित करतात, तर येओ-जॉन्सन ट्रान्सफॉर्मेशन आणि मिन-मॅक्स स्केलिंग डेटा मूल्ये प्रमाणित करतात.
3. डेटा मार्ट आणि ओएलएपी: स्टार स्कीमा वापरून तयार केलेले डेटा मार्ट, इंटरमीडिएट स्टोरेज म्हणून काम करते आणि ओएलएपी ऑपरेशन्सद्वारे कार्यक्षम पुनर्प्राप्ती सुलभ करते. हा संरचित दृष्टिकोन द्रुत डेटा विश्लेषणास समर्थन देतो, जे वेळेवर शैक्षणिक निर्णयांसाठी महत्त्वपूर्ण आहे.
4. DGCNN सह निर्णय घेणे: पारंपारिक CNN च्या विपरीत, DGCNNs पूलिंग दरम्यान वैशिष्ट्य डेटा अखंडता राखतात, जटिल डेटा स्ट्रक्चर्ससह देखील अचूक अंदाज सक्षम करतात. DGCNN नोड माहिती स्थानिक डोमेनमध्ये एकत्रित करते, वर्गीकरण अचूकता सुधारते.

कागले-स्रोत वापरून प्रणालीची चाचणी घेण्यात आलीकलबोर्ड360 डेटासेट, ज्यामध्ये लोकसंख्याशास्त्रीय, शैक्षणिक आणिवर्तणूक480 विद्यार्थ्यांची वैशिष्ट्ये. मॉडेलचे मूल्यमापन करण्यासाठी अचूकता, अचूकता, रिकॉल आणि F1-स्कोअर यांसारखी कामगिरी मेट्रिक्स वापरली गेली. C4.5, कृत्रिम न्यूरल नेटवर्क्स आणि ensemble मशीन लर्निंग मॉडेल्स सारख्या निर्णय समर्थन मॉडेल्ससह, प्रस्तावित EDSS ने विद्यमान सिस्टम्सवर लक्षणीय कामगिरी सुधारणा साध्य केल्या आहेत. विशेषत:, मागील मॉडेलच्या धीमे दरांच्या तुलनेत, याने 95% अचूकता दर आणि 0.034 सेकंद कमी शोधण्याची वेळ दर्शविली.

"निम्न," "मध्यम," आणि "उच्च" श्रेणींमध्ये विद्यार्थ्यांच्या कामगिरीचा अंदाज लावण्यात DGCNN-आधारित EDSS ची श्रेष्ठता हे संशोधन अधोरेखित करते. वर्धित निर्णय घेण्याची क्षमता शिक्षकांना वेळेवर अंतर्दृष्टी प्रदान करते जे विद्यार्थ्यांचे परिणाम सुधारण्यासाठी शिकण्याच्या रणनीती तयार करण्यात मदत करू शकतात. मर्यादांमध्ये डेटा गुणवत्तेसाठी DGCNNs ची संवेदनशीलता आणि सु-संरचित इनपुट डेटावर त्यांचे अवलंबन समाविष्ट आहे, जे डेटा गोंगाट किंवा जटिल असल्यास कार्यप्रदर्शन प्रभावित करू शकते.

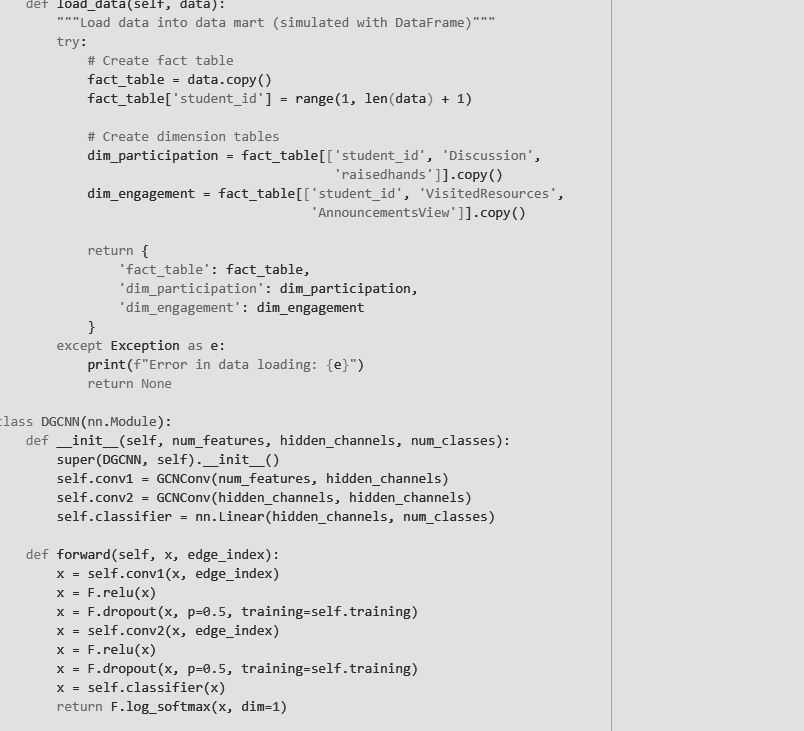
शेवटी, प्रस्तावित EDSS मॉडेल विद्यार्थ्यांच्या ई-लर्निंग कार्यक्षमतेचा अंदाज आणि निरीक्षण करण्याची क्षमता लक्षणीयरीत्या वाढवते आणि चांगल्या शैक्षणिक धोरणांसाठी मार्ग मोकळा करते. अभ्यास मोठ्या डेटासेटसह रिअल-टाइम ऍप्लिकेशन्स एक्सप्लोर करण्यासाठी आणि क्लाउड आणि आयओटी सिस्टमसह त्याची उपयुक्तता विस्तृत करण्यासाठी एकीकरण करण्यासाठी भविष्यातील संशोधनासाठी समर्थन करतो.

**तंत्रज्ञान स्टॅक:**

* अजगर
* पांडा
* NumPy
* स्किट-लर्न
* PyTorch
* PyTorchभौमितिक (PyG

**अंमलबजावणी:**

****

****

