

제조라인의 학습기반 디스패처를 위한 디스패치 의사결정 평가 시각화시스템

A Decision Monitoring System for Machine Learning Based Dispatcher of Manufacturing Lines

허재석(Jaeseok Huh)*, 박종헌(Jonghun Park)**

초 록

최근에 기계학습을 적용한 연구들이 다양한 분야에서 뛰어난 성과를 보임에 따라, 제조업 분야에서도 학습기반의 디스패처는 학계와 산업계의 관심의 대상이 되고 있다. 디스패처의 성능을 향상시키기 위해서는 각 디스패치 의사결정을 자세히 평가할 수 있어야 한다. 그러나 기존의 제조라인에 대한 시각화기법에 대한 연구들은 제조라인의 성능지표나 이상치를 시각화 하는데 주로 집중되었다. 본 논문은 디스패치 의사결정이 수행되는 시점에 선택 가능한 대안들과 함께 제조라인에 대한 다양한 정보를 제공하는 시각화시스템을 제안한다. 또한, 제안된 시스템은 설비의 유휴시간의 원인을 효과적으로 나타내며, 시간에 따른 성능지표의 변화도 효과적으로 표현하였다.

ABSTRACT

Recently, research using machine learning have shown remarkable results in various domains, leading to the fact that leaning-based dispatchers have intrigued interest in both academia and industry. To improve the performance of the dispatcher, each dispatch decision needs to be evaluated in detail. However, existing studies on visualization techniques for manufacturing lines have mainly focused on illustrating the performance indicators or abnormal patterns. In this paper, we propose a monitoring system that displays a variety of information about the manufacturing line along with alternatives at the time of each dispatching decision being made. Furthermore, the proposed system effectively represents the cause of the idle time of resources and the change of the performance index over time.

키워드 : 시각화시스템, 학습기반 디스패처, 디스패치 의사결정, 간트차트, 성능 평가
Monitoring System, Learning-Based Dispatcher, Dispatching Decision, Gantt
Chart, Performance Evaluation

본 연구는 2018년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업이며 (NRF-2015R1D1A1A01057496), 서울대학교 공학연구원의 지원에도 감사를 드립니다.

* First Author/Corresponding Author, Assistant Professor, Department of Business Administration, Korea Polytechnic University(jshuh@kpu.ac.kr)

** Co-Author, Professor, Department of Industrial Engineering and Institute for Industrial Systems Innovation, Seoul National University(jonghun@snu.ac.kr)

Received: 2019-04-04, Review completed: 2019-05-30, Accepted: 2020-02-11

1. 서 론

최근에 딥러닝(Deep learning) 기반의 학습 모델들이 다양한 분야에서 뛰어난 성과를 보임에 따라[9, 11], 제조업 분야에서도 인공지능망(Artificial neural network)을 이용한 디스패처에 관한 연구가 관심의 대상이 되고 있다[3,8]. 디스패처(Dispatcher)란 로트(Lot)를 설비(Resource)에 할당하는 로트 디스패치 의사결정을 수행하는 역할을 담당하는 의사결정 주체를 의미한다[3, 4]. 학습기반의 디스패처를 개발하고 그 성능을 향상시키기 위해서는 최종적인 결과뿐 아니라 각 디스패치 의사결정의 성능을 자세히 평가할 수 있어야 한다.

대부분의 제조현장에서는 디스패치 성능 점검 및 평가를 위한 시각화도구로써 간트차트(Gantt chart)가 사용된다. 간트차트는 막대의 색이나 위치를 이용하여 각 설비의 작동 상태를 나타내는 일정표시도구이다[7, 10]. 최근에는 간트차트의 기본적인 기능뿐만 아니라 제조라인의 다양한 의사결정을 지원할 수 있는 기능에 관한 연구도 활발히 진행되고 있다[1, 15].

제조라인의 시각화도구에 대한 선행연구는 크게 이벤트 패턴 분석, 이상징후 모니터링, 일정관리라는 3가지 범주로 나눌 수 있다. Herr et al.[2]은 전기 모터를 생산하는 공장에서 발생하는 다양한 이벤트 패턴을 분석하기 위한 연구를 수행하였다. 해당 연구에서는 이벤트 패턴을 반복적으로 추출할 수 있는 기능과 추출된 패턴을 비교할 수 있는 두 가지 기능을 개발하여 현장 전문가들에게 시각화도구의 유용성을 검증받았다. 또한, 사이버물리시스템의 구현을 통해서 실제 제조라인에서 발생하는 다양한 이벤트들을 물리 엔진을 활용하여 분석하

고 시뮬레이션해보는 시도도 활발하게 수행되었다[15].

한편, 스마트팩토리 혹은 제조업 4.0이라는 개념들의 등장과 함께[2, 13], 제조라인의 설비나 공정으로부터 실시간으로 데이터를 추출할 수 있게 되면서 이를 분석하고 점검하기 위한 시각화도구에 관한 연구도 다양하게 수행되고 있다. Xu et al.[13]은 설비가 고장 나는 원인을 분석하고 성능의 역사적 분석을 다루기 위한 인터페이스를 제안하였다. Zhou et al.[16]의 연구에서는 리튬 배터리의 온도를 실시간으로 점검하기 위해, 배터리 생산라인을 공정별 역할과 온도 등을 기준으로 하여 계층을 나누어 표현했다. 이를 통해, 현장의 노동자들은 기존의 대시보드를 사용할 때보다 이상 징후를 더 쉽게 포착할 수 있게 되었다. 최근에는 자동차부품의 내구성을 테스트하기 위한 시각화 기반의 분석 도구가 제안 되었다[14]. 제안된 도구는 자동차부품을 생산하는 설비에 부착된 센서에서 생성되는 다양한 데이터를 전처리하고 군집화할 수 있는 기능을 제공한다. 사용자는 이러한 기능들을 활용하여 센서 데이터를 실시간으로 관찰함으로써 제조공정의 이상 여부를 손쉽게 탐지할 수 있게 된다.

마지막으로, 일정관리를 위한 시각화도구에 대한 연구들도 활발히 진행되고 있다. LiveGantt는 많은 수의 공정과 설비들로 구성된 대규모 제조라인의 스케줄을 분석하기 위해 구현된 시각화도구이다[5]. 제안된 재정렬 알고리즘은 사용자가 제조라인의 상태를 파악하기 쉽도록 유사한 작업을 수행하는 설비들을 군집화하여 정렬한다. Sun et al.[12]은 설비, 자재, 작업자를 모두 고려한 생산계획을 수립하기 위한 시각화 도구를 제안하였다. 제안된 기법은 what-if 분석

기능을 제공함으로써 사용자가 제조라인에서 발생할 수 있는 여러 변동 사항에 대해 생산계획을 유연하게 수정할 수 있도록 하였다. 또한, 수립된 여러 생산계획을 빠르게 비교할 수 있는 기능도 포함되어 편의성을 증가시켰다.

이처럼 제조라인의 시각화 기법에 관한 기존 연구들은 불량률 검출하거나 다양한 성능지표를 보여주는 방법에서 우수한 성과를 도출하였으나, 수행된 디스패치 의사결정들을 분석하는 기능을 제시하지 못한 한계가 있었다. 구체적으로, 딥러닝 기반의 학습모델이 제조업의 스케줄러나 디스패처 연구에 도입되는 추세지만, 이 연구를 위한 시각화도구에 대한 연구는 미비한 실정이다. 학습기반의 디스패처를 연구하기 위한 시각화도구가 존재하지 않으면 각 디스패치 의사결정을 정확히 평가하기 어려우며, 이는 학습모델의 성능을 연구자가 제대로 파악하기 어렵다는 것을 의미한다.

따라서 본 논문에서는 디스패치 의사결정 단위의 성능을 평가할 수 있는 시각화시스템을 제안한다. 제안 시스템은 각 의사결정 시점의 제조라인의 상태와 함께 선택된 대안뿐 아니라 다른 대안들에 대한 정보를 제공함으로써, 사용자가 디스패처의 성능을 분석할 수 있는 충분한 근거를 제공한다. 또한, 기존 시각화도구들이 제공하는 기능 외에도, 제조라인의 존재하는 재공(WIP, Work-In-Process)의 시간에 따른 변화량을 공정별, 제품별로 나타낸다. 이를 통해, 사용자는 디스패치 의사결정에서 반드시 고려되는 재공의 현황을 명확하게 파악할 수 있게 된다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제2장에서는 제안 시스템이 갖추어야 할 특징을 정의하고, 제안 시스템의 작동환경을 설명한다. 제3장에서

는 제2장에서 제시된 방향에 따라 구축된 시스템에 관해 기술한다. 마지막으로 제4장에서는 결론과 향후 연구에 대하여 상술하도록 한다.

2. 시스템 요구사항 및 작동환경

2.1 시스템 요구사항

제안시스템은 제조라인의 의사결정 중에서 디스패칭 단계에서 사용된다. 서론에 언급된 것처럼 디스패치 의사결정은 설비에 로트를 할당하는 행위이다. 일반적으로 제조라인에 존재하는 설비의 앞에는 로트를 보관할 수 있는 버퍼(Buffer)가 존재하는데, 버퍼가 비어있을 때 디스패처는 이곳에 로트를 할당하는 의사결정을 수행하게 된다. 반도체 생산, LCD(Liquid crystal display) 제조공정과 같은 제조라인처럼 디스패치 단계가 존재하는 모든 제조라인에 학습기반 디스패처가 도입될 때, 제안시스템은 효과적으로 사용될 수 있다.

학습기반 디스패처의 학습을 위해 제안시스템이 갖추어야 할 가장 중요한 요구사항 중 하나는 각 디스패치 의사결정이 수행되는 시점의 제조라인에 대한 다양한 정보를 나타내는 것이다. 제안된 시각화시스템은 선택할 수 있었던 모든 대안, 가동 중인 설비 수, 재공의 양 등을 상세히 제시해야 한다. 구체적으로, 대안이란 간트차트에 표시되고 실제로 설비에 할당된 로트뿐만 아니라 해당 시점에 선택된 로트와 경쟁 관계에 있던 모든 로트들의 정보를 나타내야 한다. 각 로트가 존재했던 장소, 로트의 공정 상태, 로트의 제품타입 외에도, 각 로트들이 목적함수 측면에서 갖는 가치가 얼마인지를 수치

로 명확히 제시할 수 있어야 한다. 또한, 가동 중인 설비 수로는 각 공정의 설비가동률을 파악할 수 있으며, 재공의 양을 통해서 제조라인에 존재하는 제품별 재공의 양뿐만 아니라 재공들이 머무는 공간인 스톡어(Stocker)나 버퍼에 남은 공간이 얼마인지 파악할 수 있게 된다.

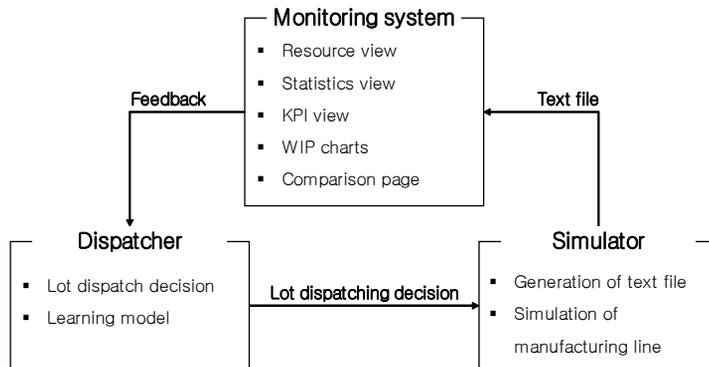
두 번째 요구사항은 설비의 유희상태의 원인을 명확히 구분하여 표현하는 것이다. 설비의 유희상태는 크게 두 가지 상황 때문에 발생한다. 첫 번째 상황은 일반적인 경우로서, 재공이 부족하여 설비에 할당할 로트가 없는 경우이다. 두 번째 상황은 재공이 충분하지만 다른 로트를 할당하기 위해 의도적으로 설비에 로트를 할당하지 않는 경우이다. 비병목단계의 설비에 의도적인 유희시간을 도입하면 디스패치 의사결정의 목적함수가 향상될 수 있기 때문에[6], 최근의 디스패치 관련 연구들에서 의도적인 유희시간을 고려하여 우수한 성과를 도출한 사례들을 찾아볼 수 있다[3, 4]. 따라서 디스패치 의사결정의 결과를 제대로 점검하기 위해서, 시각화시스템은 이 두 가지 상황을 구분하여 표현해야 한다.

마지막으로 시각화시스템은 제조라인의 다양한 지표들이 시간이 지남에 따라 어떻게 변

하는지를 나타내야 한다. 디스패치 의사결정은 순차적으로 이루어지기 때문에 의사결정에 따라 변하는 지표의 값을 관찰하는 것은 매우 중요하다. 따라서 제안 시스템은 시간의 따른 재공의 양, 설비가동률, 산출물 등의 변화를 표현하는 그래프를 포함해야 한다. 또한, 서로 다른 조건에서 학습된 디스패처들의 성능을 비교하여 관찰하기 쉽도록, 다수의 디스패처들의 성능 그래프들을 하나의 화면에 효과적으로 표현할 수 있어야 한다.

2.2 시각화시스템의 작동환경

<Figure 1>은 제안된 시각화시스템이 작동하는 환경을 나타낸 그림이다. 시뮬레이터는 의사결정 시점마다 학습이 완료된 디스패처를 호출하여 디스패치 의사결정을 수행한다. 여기서 디스패처는 Huh et al.[3]이 제안한 디스패처가 사용되었다. 해당 디스패처는 인공지능망을 사용하여 학습되었으며, 로트 디스패치 의사결정이 요구될 때, 모든 후보 로트들을 평가하여 가장 우수한 대안으로 평가되는 로트를 설비에 할당하는 역할을 담당한다.



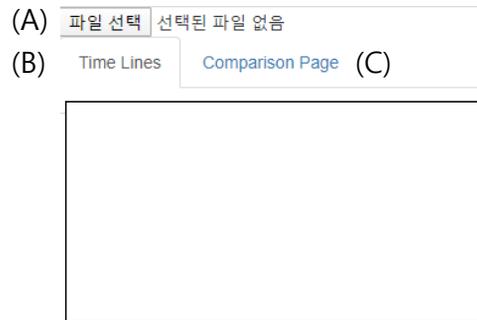
<Figure 1> Overall Environment of the Proposed System

모든 의사결정이 완료되면, 시뮬레이터는 JSON 형식의 텍스트 파일을 출력한다. 출력된 텍스트 파일에는 의사결정 시점의 여러 대안에 대한 정보와 제조라인의 다양한 상태 정보가 기술되어 있다. 또한, 모든 디스패치 의사결정이 완료된 시점의 종합적인 성능 지표도 포함되어 있다. 텍스트 파일은 JSON 형식을 따르기 때문에 시뮬레이터와 디스패처의 구현 언어에 독립적이라는 장점이 있다.

제안 시스템은 JavaScript를 사용하여 웹에서 작동하도록 구현되었으며, 웹 브라우저의 종류와 관계없이 실행된다. 브라우저를 통해 시뮬레이터가 출력한 텍스트 파일을 불러오면 시스템이 작동되며, 여러 개의 텍스트 파일을 불러오는 것도 가능하다. 사용자는 제안 시스템을 통해 디스패처가 수행했던 의사결정들의 성능을 평가하고, 평가 결과를 디스패처의 학습에 반영할 수 있게 된다. 이러한 방식을 통해서, 디스패처의 학습은 정교해지고 디스패치 의사결정의 성능이 향상되게 된다.

3. 시각화시스템 구현 결과

제안 시스템의 첫 화면은 <Figure 2>에 나타나 있다. 사용자는 왼쪽 위의 'Choose file' 버튼(A)을 눌러서 시뮬레이터를 통해 생성된 텍스트 파일을 불러올 수 있다. 파일을 불러오고 나면, 'Time Lines' 탭(B)은 하단의 사각형 안에 간트차트를 표시한다. 만약, 여러 개의 파일이 로드되면 탭으로 구분되는 다수의 간트차트를 나타낼 수 있다. 이런 경우, 'Comparison Page'(C)는 여러 디스패치 의사결정 결과의 성능을 한 화면에 보여주는 역할을 담당한다.



<Figure 2> Main Screen of the Monitoring System

3.1 Resource View

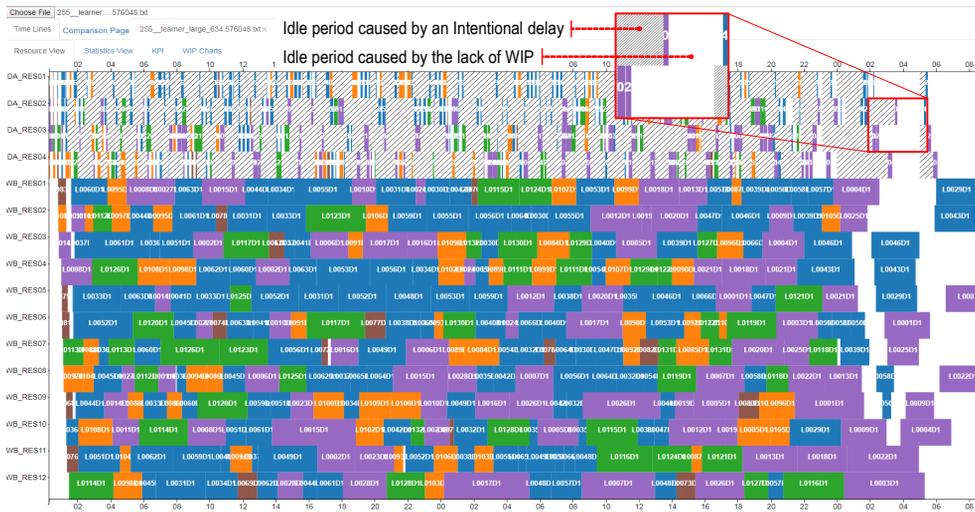
<Figure 3>은 텍스트 파일이 로드되었을 때, resource view에 간트차트가 구현된 화면을 나타낸다. 이 화면은 설비의 유휴시간을 표현하는 방법에서 기존의 간트차트와 큰 차이를 갖는다. 의도적으로 설비에 유휴시간을 도입한 경우는 재공이 없어서 설비가 작동하지 못한 경우와 다르게 표시된다. 전자는 대각선의 줄무늬 모양으로 색칠된 직사각형 형태로 시각화되며, 후자는 단순한 흰색 직사각형 모양으로 나타내어진다. 제안시스템은 기존의 간트차트로는 파악할 수 없었던 각 설비의 유휴시간의 원인을 이러한 방식을 통해서 명확히 제시할 수 있다.

사용자가 resource view에서 하나의 공정을 의미하는 임의의 사각형을 선택하면, 간트차트가 <Figure 4>에 표시된 화면으로 전환된다. 선택된 공정을 강조하기 위해 사각형이 붉은색 선으로 둘러싸이게 되며, 선택된 공정에 대응되는 로트에 속한 공정들만 화면에 나타난다. 수직으로 나타나는 붉은색 선(B)은 선택된 공정이 관련된 디스패치 의사결정이 이루어진 시각을 나타낸다.

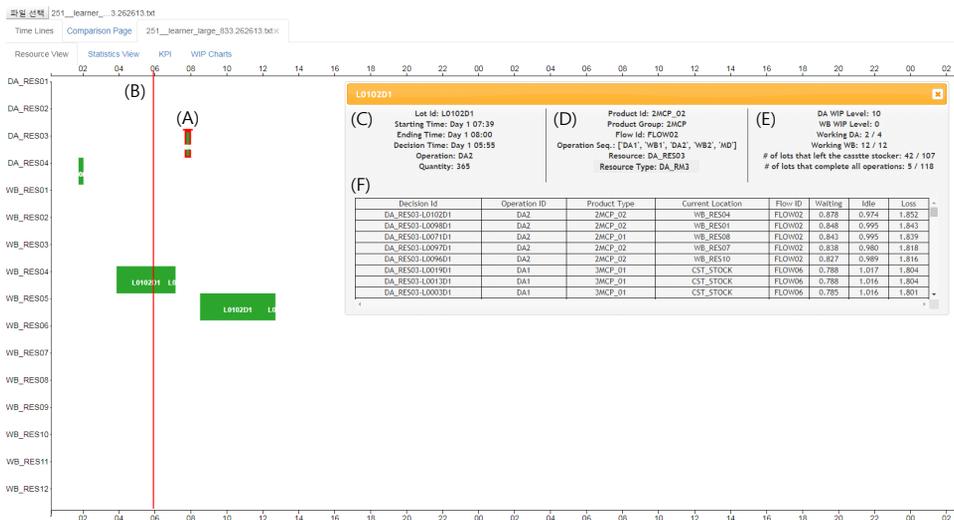
6 한국전자거래학회지 제25권 제1호

또한, 팝업창은 해당 시각에 로트 디스패치 의사결정에 관련된 로트와 설비의 특성과 함께 전반적인 제조라인의 상태를 자세하게 나타낸다. 구체적으로, 첫 번째 열(C)은 로트에 포함된 칩의 수, 공정 유형, 공정의 시작 시각 및 종료 시각 같은 로트와 관련된 정보

를 보여준다. 로트에 대응되는 제품에 대한 정보와 해당 로트를 작업하고 있는 설비 유형은 두 번째 열(D)에 표시된다. 마지막 열(E)에서는 재공의 양, 구동 중인 설비 수와 같은 제조라인의 전반적인 상태 정보들을 확인할 수 있다.



〈Figure 3〉 Resource View of the Monitoring System



〈Figure 4〉 Decision Window of the Resource View

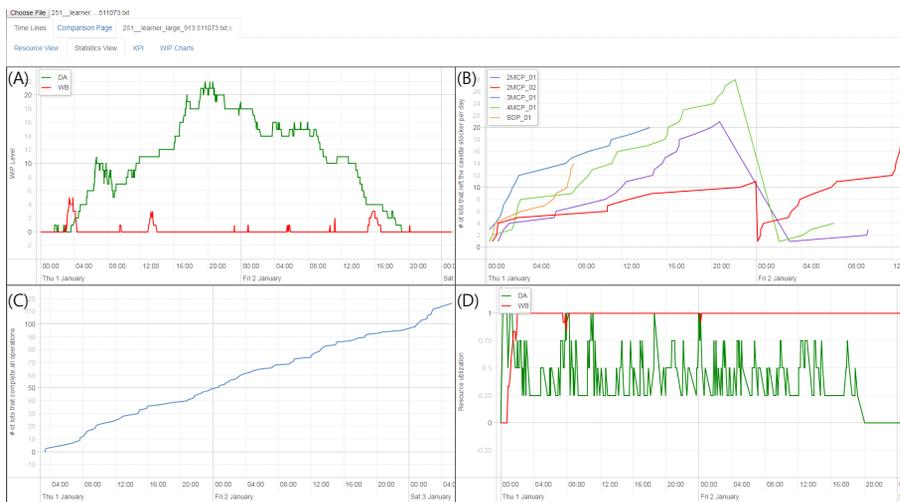
마지막으로, 하단의 표(F)는 디스패치 의사결정 시점에 선택된 로트를 포함한 다른 대안들을 나타낸다. 각 대안에 대해서, 로트 관련 정보와 각 대안의 로트 대기시간과 설비의 유희시간 측면에서의 점수를 확인할 수 있다. 점수에 대한 자세한 설명은 Huh et al.[3]의 연구에 서술되어 있다. 이 표에 나타나는 로트 관련 정보는 의사결정 시점에 로트가 존재하던 장소, 로트의 제품 종류, 로트의 공정 단계, 로트가 할당되기로 한 설비 등을 포함한다. 선행연구들에서 제시되었던 기존의 시각화 도구들에는 이러한 정보가 존재하지 않기 때문에 학습기반 디스패처의 성능을 자세하게 평가하기 쉽지 않았다. 하지만 제안시스템의 이 기능을 이용하면 의사결정 시점별로 선택 가능했던 대안들에 대한 분석이 가능해지면서, 연구자는 이러한 자료를 이용해서 디스패처의 성능을 향상시킬 수 있게 된다.

예를 들어, 시스템의 사용자가 특정 시점 이후에 설비가동률이 감소하는 것을 확인했다고 가

정하자. 이때, 해당 시점 전후로 디스패치 의사결정을 평가하면 설비가동률 하락의 원인을 파악할 수 있게 된다. 구체적으로는, 학습기반 디스패처가 제조라인에 존재하는 재공의 양을 증가시키는 대안들에 낮은 점수를 부여하고 있거나, 설비에 의도적인 지연을 도입하는 대안들에 지나치게 높은 점수를 부여하는 등과 같이 다양한 원인이 존재할 수 있다. 제안시스템을 활용하면 이러한 성능 하락의 원인을 명확히 파악할 수 있고, 파악한 근거를 이용하여 학습기반의 디스패처의 성능을 개선할 수 있게 된다.

3.2 Statistics View

Statistics view는 <Figure 5>와 같이 네 가지의 성능 지표가 시간에 따라 어떻게 변하는지 보여준다. 왼쪽 위의 그래프(A)는 제조라인의 각 단계의 재공의 양을 나타낸다. 시간에 따른 제조라인에 투입된 제품별 로트의 수는 오른쪽 위의 그래프(B)에 제시된다.

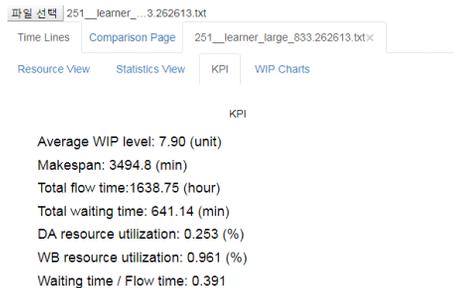


<Figure 5> Statistics View of the Monitoring System

증가하는 추세를 보이는 왼쪽 아래의 그래프 (C)는 모든 공정이 완료된 로트의 수를 나타낸다. 즉, 시간에 따른 산출물의 양이 이 영역에 표시된다. 마지막으로, 오른쪽 아래의 그래프 (D)는 제조라인의 각 단계의 시간에 따른 설비가동률의 변화를 시각화한다. 그래프에 표시된 값은 각 단계에 대해 로트를 작업 중인 설비의 수를 해당 단계의 총 설비의 수로 나누어서 구한 값을 의미한다.

3.3 Key Performance Index(KPI) View

<Figure 6>에서 볼 수 있듯이, KPI view는 모든 디스패치 의사결정이 완료된 후에 산출되는 성과지표들을 요약하여 보여준다. 시각화시스템의 다른 view들과는 달리, 이 화면에서는 디스패치 의사결정 단위의 정보나 시간에 따른 성능의 변화가 아닌 종합적인 성능지표를 확인할 수 있다.



<Figure 6> KPI view of the Monitoring System

‘Average WIP level’은 재공의 변동이 있을 때마다 기록되는 재공의 수의 평균으로 계산된다. ‘Total flow time’은 모든 로트의 흐름 시간의 합계를 의미하며, ‘Total waiting time’은 모

든 로트가 제조라인에서 대기했던 시간의 합을 나타낸다. 설비가동률은 각 단계에 대해 개별적으로 계산된다. <Figure 6>에 등장하는 DA (Die Attach)와 WB(Wire Bonding)은 Huh et al.[3]의 연구에 등장하는 재유입 제조라인을 구성하는 단계이다. 각 단계의 설비가동률은 설비들이 가동된 시간의 총합을 디스패치 의사결정이 수행되는 총 시간으로 나눔으로써 구할 수 있다.

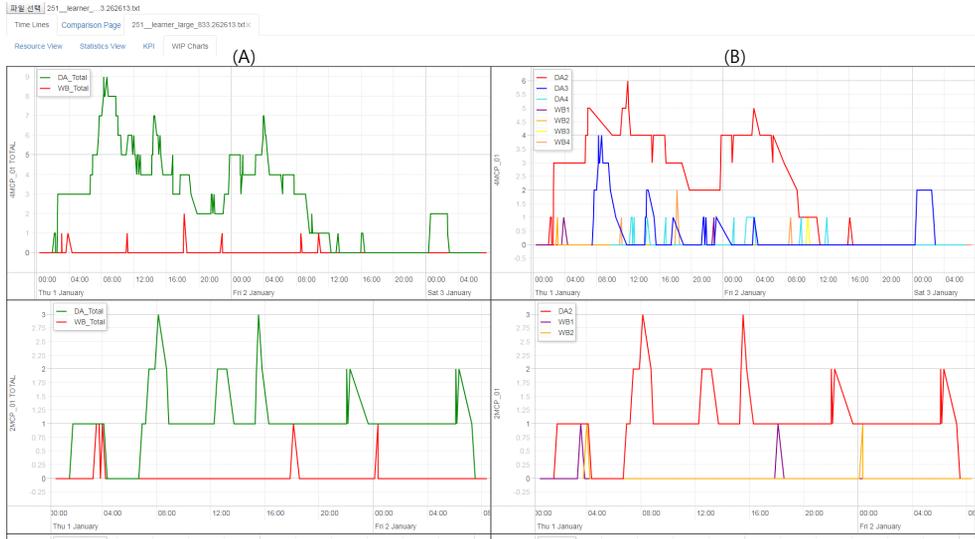
3.4 WIP Charts

Statistics view에서 보여주는 재공의 변화를 보다 자세하게 나타내기 위해 <Figure 7>과 같은 WIP charts가 구현되었다. WIP charts에 표시되는 그래프의 수는 제조라인에 등장하는 제품의 수의 두 배이다. 구체적으로, 각 제품에 대한 재공의 양이 시간에 따라 어떻게 변하는지 나타내기 위해 각 행이 생성된다. 그리고 행은 두 개의 열로 나뉘며, 각 열에는 그래프들이 포함된다.

왼쪽 열(A)의 각 그래프는 시간에 따른 단계별 재공의 변화량을 나타낸다. 한편, 우측 열(B)의 각 그래프는 시간에 따른 공정별 재공의 변화량을 표시해준다. 이를 통해, 사용자는 각 제품의 재공의 분포를 다양한 관점에서 파악하고 분석할 수 있게 된다.

3.5 Comparison Page

Comparison page는 사용자가 여러 개의 텍스트 파일을 불러올 때 활성화되는 기능이다. 사용자는 이 기능을 통해서 단일 화면에서 다수의 디스패치 의사결정 결과들을 비교할 수



<Figure 7> WIP Charts of Monitoring System



<Figure 8> Comparison Page of the Monitoring System

있다. <Figure 8>에서 볼 수 있듯이, 각 텍스트 파일에 대한 성과와 여러 통계를 세로로 표시된다. 텍스트 파일을 추가로 불러올 때마다 동일한 형식의 열이 추가된다.

4. 결 론

본 연구에서는 제조라인의 학습기반 디스패처의 성능 향상을 위한 디스패치 의사결정을

평가할 수 있는 시각화시스템을 제안하였다. 제안된 시스템은 각 디스패치 의사결정이 수행되는 시점에 제조라인에 대한 다양한 정보를 나타낼 수 있도록 설계되었다. 또한, 제안된 시스템에는 시간의 경과에 따라 변화하는 여러 성능지표의 변화를 보여주는 기능이 구현되었으며, 설비의 유휴시간의 원인이 유형별로 다르게 표시된다. 이를 통해서 사용자는 디스패치 의사결정의 성능을 자세하게 분석할 수 있게 된다.

향후에는 시각화시스템과 학습기반 디스패처를 연동하여, 시각화시스템에서 즉각적으로 수정된 디스패치 의사결정들을 보여주는 기능에 대해 연구할 계획이다. 구체적으로, 특정 디스패치 의사결정 시점에 선택되지 않았던 여러 대안 중 하나가 선택되면, 영향을 받는 후속 디스패치 의사결정들과 변화된 성능지표를 제시하는 기법을 개발할 것이다.

References

- [1] Chang, T., "A literature review on information visualization of manufacturing industry sector," *The Journal of Society for e-Business Studies*, Vol. 21, No. 1, pp. 91-104, 2016.
- [2] Herr, D., Beck, F., and Ertl, T., "Visual analytics for decomposing temporal event series of production lines," In *2018 22nd International Conference Information Visualisation (IV)* pp. 251-259, 2018.
- [3] Huh, J., Park I., Lim S., Paeng B., Park J., and Kim K., "Learning to Dispatch Operations with Intentional Delay for Re-Entrant Multiple-Chip Product Assembly Lines," *Sustainability*, Vol. 10, No. 11, pp. 4123-4143, 2018.
- [4] Huh, J. and Park, J., "Artificial neural network based multi-objective rule selection dispatcher for re-entrant multiple-chip product assembly lines," *The Journal of Korean Institute of Information Technology*, Vol. 17, No. 2, pp. 1-11, 2019.
- [5] Jo, J., Huh, J., Park, J., Kim, B., and Seo, J., "LiveGantt: Interactively visualizing a large manufacturing schedule," *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, Vol. 20, No. 12, pp. 2329-2338, 2014.
- [6] Kanet, J. J. and Sridharan, V., "Scheduling with inserted idle time: Problem taxonomy and literature review," *Operations Research*, Vol. 48, No. 1, pp. 99-110, 2000.
- [7] Lee, S., Pena-Mora, F., and Park, M., "Dynamic planning and control methodology for strategic and operational construction project management," *Automation in Construction*, Vol. 15, No. 1, pp. 84-97, 2006.
- [8] Ma, Y., Qiao, F., Zhao, F., and Sutherland, J., "Dynamic scheduling of a semiconductor production line based on a composite rule set," *Applied Sciences*, Vol. 7, No. 10, p. 1052, 2017.
- [9] Mnih, V., Kavukcuoglu, K., Silver, D., Rusu, A. A., Veness, J., Bellemare, M. G.,

- Graves, A., Riedmiller, M., Fidjeland, A. K., Ostrovski, G., and Petersen, S., "Human-level control through deep reinforcement learning," *Nature*, Vol. 518, No. 7540, p. 529, 2015.
- [10] Pritsker, A. A. B. and Snyder, K., "Production Scheduling Using FACTOR," In *The Planning and Scheduling of Production Systems*, Springer, Boston, pp. 337-358, 1997.
- [11] Silver, D., Huang, A., Maddison, C. J., Guez, A., Sifre, L., Van Den Driessche, G., Schrittwieser, J., Antonoglou, I., Panneershelvam, V., Lanctot, M., and Dieleman, S., "Mastering the game of go with deep neural networks and tree search," *Nature*, Vol. 529, No. 7587, p.484, 2016.
- [12] Sun, D., Huang, R., Chen, Y., Wang, Y., Zeng, J., Yuan, M., Pong, T. C., and Qu, H., "PlanningVis: A visual analytics approach to production planning in smart factories," *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, Vol. 26, No. 1, pp. 579-589, 2019.
- [13] Xu, P., Mei, H., Ren, L., and Chen, W., "ViDX: Visual diagnostics of assembly line performance in smart factories," *IEEE Transactions on Visualization and Computer Graphics*, Vol. 23, No. 1, pp. 291-300, 2017.
- [14] Zhao, Y., Wang, L., Li, S., Zhou, F., Lin, X., Lu, Q., and Ren, L., "A visual analysis approach for understanding durability test data of automotive products," *ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology (TIST)*, Vol. 10, No. 6, pp. 1-23, 2019.
- [15] Zhou, F., Lin, X., Liu, C., Zhao, Y., Xu, P., Ren, L., Xue, T., and Ren, L., "A Survey of Visualization for Smart Manufacturing," *Journal of Visualization*, Vol. 22, No. 2, pp. 419-435, 2018.
- [16] Zhou, F., Lin, X., Luo, X., Zhao, Y., Chen, Y., Chen, N., and Gui, W., "Visually enhanced situation awareness for complex manufacturing facility monitoring in smart factories," *Journal of Visual Languages & Computing*, Vol. 44, pp. 58-69, 2018.

저자 소개



허재석

2013년

2019년

2019년~현재

관심분야

(E-mail: jshuh@kpu.ac.kr)

서울대학교 산업공학과 (학사)

서울대학교 산업공학과 (박사)

한국산업기술대학교 경영학부 조교수

스케줄링/디스패칭, 강화학습, 메타휴리스틱



박종훈

2000년

2001년

2003년

2004년~현재

관심분야

(E-mail: jonghun@snu.ac.kr)

Georgia Institute of Technology 산업공학과 (박사)

Pennsylvania State University 조교수

한국과학기술원 조교수

서울대학교 산업공학과 교수

생성형 인공지능, 기계학습 산업응용