

섬유산업 무인 생산 자동화를 위한 로봇 활용 기술 연구

Research on Robot Application Technology for Unmanned Production Automation in the Textile Industry

이 동 현¹ · 이 청 환[†] · 배 규 현¹ · 손 민 석¹ · 백 운 재¹ · 이 소 진¹ · 이 재 용¹

Donghyun Lee¹, Cheonghwan Lee[†], Gyuhyun Bae¹, Minseok Son¹, Woonjae Back¹, Sojin Lee¹, Jaeyong Lee¹

Abstract: This study presents a phased robotic automation strategy for the textile industry to achieve fully unmanned production. Key textile processes were identified across upstream, midstream, and downstream stages, and standard process models were developed to enable robotic substitution of manual tasks. To address challenges in integrating legacy textile machinery with advanced robots, a robot-equipment integration framework was established, including interface design for synchronized operation. The study further incorporates advanced robotic technologies such as AI-based quality prediction, smart grippers for flexible materials, vision systems for grasp point detection, and AR/VR-based operator guidance. Robot task feasibility and cycle times were verified through DELMIA and Delfoi Robotics simulations, and economic viability was evaluated via ROI analysis. Field demonstrations confirmed improved productivity, reduced defects, and enhanced operational safety. The proposed approach offers a scalable solution for smart manufacturing and digital transformation in the textile sector.

Keywords: Textile Industry, Unmanned Factory, Standard Process Model, AI

1. 서 론

국내 섬유산업은 국가 산업 발전의 기초를 형성해 온 핵심 분야로 최근에는 기능성 및 첨단 기술의 융합을 통해 산업용 섬유 소재 개발이 활발히 이루어지고 있다^[1]. 과거 의류 중심 산업 구조에서는 생산공정이나 작업환경 개선에 관한 관심이 상대적으로 낮았으나 첨단 소재 중심으로 전환이 진행되면서 생산 및 근무 환경에 대한 개선 요구가 점차 높아지고 있다^[2].

특히, 최근 몇 년 사이 국내 섬유산업에서는 로봇 기술을 생산공정에 접목하려는 시도가 본격화되고 있으며^[3], 섬유생산

공장에서도 로봇 도입에 관한 관심과 수요가 증가하고 있다^[4]. 이에 본 연구는 섬유산업의 무인화 및 자동화를 위한 단계별 로봇 활용 방안을 제시하고 이를 통해 향후 완전한 무인공장으로의 전환을 목표로 한다.

우선, 섬유산업 내 로봇 기반 작업 대체가 가능한 공정을 도출하고 이를 바탕으로 표준모델 공정을 개발했다. 이어서 기존 노후화된 섬유기계와 첨단로봇 간의 인터페이스 문제를 해결하기 위한 로봇-장비 융합 공정 모델을 설계했다. 더불어 AI, AGV/AMR, 스마트 그리퍼, 비전 시스템 등 첨단로봇 기술을 생산 현장에 적용함으로써 섬유산업의 고도화를 추진하고자 했다^[5].

특히 본 연구에서는 AI 기반 작업 지능화 기술, 다목적 그리퍼 설계, 비전 인식 및 AR/VR 기반 작업 지원 기술 등을 중심으로 섬유산업의 디지털 전환을 가속하는 방안을 모색했다^[6]. 또한, 실제 섬유생산 공장에서의 로봇 적용 사례를 정리하여 산업 현장에서의 변화 가능성을 검토했으며 향후 지속적인 첨단 기술 접목을 통해 무인공장 실현 가능성을 제시했다.

Received : May. 29. 2025; Revised : Jul. 15. 2025; Accepted : Jul. 23. 2025

※ This work was supported by the "Robot Industry Technology Development Program (No. 20018394), (No. 20008754), (No. 20021910), (No. RS-2023-00246529), (RS-2024-00423566) funded by the Ministry of Trade, Industry & Energy (MOTIE, Korea)".

1. Senior Researcher, Korea Textile Machinery Convergence Research Institute, Gyeongsan, Korea (leedh, ghbae, msson, wjback, sojinlee, jylee@kotmi.re.kr)

† Senior Researcher, Corresponding author: Korea Textile Machinery Convergence Research Institute, Gyeongsan, Korea (chlee@kotmi.re.kr)

2. 섬유산업 로봇 활용 공정 모델 개발연구

2.1 공정 모델 개발 대상 선정

섬유 제조공정은 [Fig. 1]과 같이 업스트림(Upstream), 미들스트림(Midstream), 다운스트림(Downstream)으로 구성된다. 업스트림은 섬유제품 생산을 위한 기초 원료 준비 단계로, 방사·방적 및 연사를 통해 원사를 제조하고 사가공을 수행하는 공정이다. 미들스트림은 직물 생산 및 가공 단계로, 직조, 편직, 가공(표면처리 등)이 포함된다. 다운스트림은 제품의 마무리와 최종 생산 단계로, 염색, 봉제, 포장 및 출하 공정으로 이루어진다.

섬유산업 분야 공정모델 개발 대상의 공정성과 객관성을 확보하기 위해 섬유, 기계, 로봇 분야 전문가 약 10명으로 평가단을 구성하고, 후보 공정에 대한 심층 평가를 진행했다. 주요 평가 항목은 로봇 자동화 필요성(작업환경, 현장 애로사항, 공정상 문제점 등), 시급성 및 난이도(인력난, 열악한 환경 등), 적합성(주력 생산품, 기술 수준 등), 효과성(생산성 향상, 매출 증대, 경쟁력 강화 등), 활용성(확산 가능성, 타 공정 파급효과 등)으로 설정했다.

2019년부터 현재까지 수행된 총 249건의 수요조사 결과를 바탕으로 56개의 공정모델 후보를 도출했고 이 중 21개 공정을 최종 선정하여 공정모델 개발을 진행했다. 개발이 완료된 공정 모델은 아래 [Table 1] 및 [Fig. 2]에 정리되어 있다.

2.2 연구 방법

공정모델 개발 대상 공정 선정 후 해당 공정의 자동화를 위한 운영 시나리오를 수립하고 주요 투입 설비(로봇, 그리퍼, 주변장치 등)의 사양 정의 및 상세 설계(레이아웃 포함)를 통해 공정모델 초안을 설계했다. 이후 모델의 타당성을 검증하기 위해 로봇 공정 시뮬레이션 소프트웨어인 DELMIA 및 Delphi Robotics를 활용하여 로봇의 작업 범위, 특이점 도달 여부, 주변 장비 간 간섭 여부, Cycle time 분석, 로봇 작업 모션 추출 등을 수행했다.

공정 시뮬레이션 결과로부터 도출된 Cycle time과 수요기업에서 제공한 제조공정 정보를 기반으로 ROI 분석을 시행했으며, 이를 통해 공정모델의 경제적 타당성을 검증했다.

- 투자수익률: ROI %
- 투자비 회수 기간: PP yr
- 순현재가치: NPV 천원
- 내부수익률: IRR %
- 누적 순효과: I_T 천원
- 총투자비: C_I 천원
- 연간 순이익: I_n 천원
- 이자율: i %

· t 기간의 순현재가치: F_t 천원

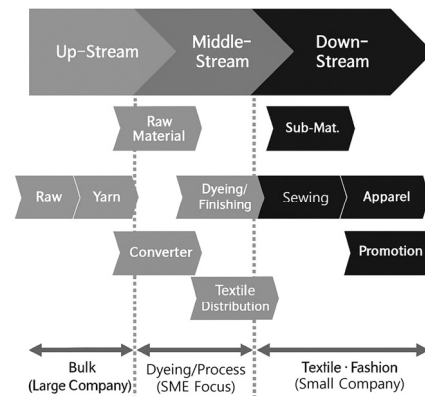
· 총투자 기간: T yr

$$ROI = \frac{I_T}{C_I} \tag{1}$$

$$PP = \frac{C_I}{I_n} \tag{2}$$

$$NPV = I_0 + \frac{I_1}{(1+i)} + \frac{I_2}{(1+i)^2} + \dots + \frac{I_n}{(1+i)^n} \tag{3}$$

$$0 = \sum_{t=1}^T F_T (1+IRR)^{-t} - C_I \tag{4}$$



[Fig. 1] Textile Industry Stream Structure^[7]

[Table 1] Development of Process Model in Textile Industry

No.	Process model name
1	Bobbin removal and installation process
2	Yarn test/inspection process
3	Fabric roll transfer process
4	Leather transfer process
5	Bobbin transfer/loading process
6	Solution supply/input process
7	Product pickup transfer process
8	Product packaging process
9	Plastic packaging process
10	Cart loading process
11	Fabric/roll installation process
12	Sheet transfer/loading process
13	Operation guide process
14	Production product loading/unloading process
15	Reinforcing material injection process
16	Production product alignment packaging process
17	Textile printing process
18	Textile material attachment process
19	Fabric winding and transfer process
20	Fiber parts assembly and inspection
21	Selective injection of chemical solutions

Development of Process Model for Improving Textile Manufacturing	2019	2020	2021	2022	2023
	4 models	4 models	4 models	4 models	3 models
	Bobbin removal and installation	Bobbin transfer/loading	Plastic packaging	Operation guide	Textile printing
	Yarn test/inspection	Solution supply/input	Cart loading	Production product loading/unloading	Textile material attachment
	Fabric roll transfer	Product pickup transfer	Fabric/roll installation	Reinforcing material injection	Fabric winding and transfer
	Leather transfer	Product packaging	Sheet transfer/loading	Production product alignment packaging	

[Fig. 2] Yearly Status of Process Model Development

2.3 공정 모델 개발 결과

현재까지 개발된 공정모델은 총 19종에 이르나 본 연구에서 모든 모델을 소개하기에는 한계가 있어 대표 사례로 업스트림의 보빈 이송/적재 공정, 미들스트림의 시트 이송/적재 공정, 다운스트림의 제품 포장 공정을 중심으로 소개한다.

2.3.1 업스트림 - 보빈 이송/적재 공정^[8]

보빈 이송 및 적재 공정모델은 작업자가 수행하던 보빈의 비닐 포장 해체 및 이송 대차 적재 작업을 로봇 자동화 방식으로 대체하기 위한 시스템이다. 해당 시스템은 보빈 중심부 콘(cone)과 외경, 적재층 간지를 파지할 수 있는 다지점 유연 그리퍼, 이미지 인식 및 로봇 좌표 캘리브레이션 알고리즘이 탑재된 비전 유닛, 보빈 공급 방향에 따라 비닐 탈피 방향을 반전시킬 수 있는 자동 포장 탈피기, 작업 목적에 따라 이동 및 고정 가능한 크릴형 거치대로 [Fig. 3]과 같이 구성된다.

시스템은 팔레트 상에 배열된 보빈의 중심을 비전 시스템으로 인식한 후, 포장 탈피기 및 거치대로 보빈을 이송 및 적재한다. 이 과정에서 비닐 탈피 방향에 따라 보빈을 반전시켜, 흡착 방식의 자동 비닐 탈피 장치를 통해 보빈 포장을 제거하는 작업을 수행한다.

로봇 공정 시뮬레이션 결과는 [Fig. 4]에 제시했으며 사이클 타임 분석 결과 보빈 1개에 대한 탈피 및 크릴 장착에 소요되는 시간은 29.5초로 분석되며, 경제성 분석 결과 [Table 2]와 같이 공정모델의 투자수익률은 도입 4년차 기준 124.3%로 나타났으며, 투자비 회수 기간은 약 3.35년, 순현재가치는 54,140천 원, 내부수익률은 1.83%로 산출되었다.

2.3.2 미들스트림 - 시트 이송/적재 공정^[9]

시트 이송 및 적재 공정 모델은 가공 후 지정된 크기로 절단된 섬유제품(시트)을 작업자가 픽업하여 일정 위치에 적재하던 작업을 로봇 자동화로 대체하기 위한 시스템이다. 해당 시스템은 적재량의 변화에 따라 팔레트 높이를 감지할 수 있는 기능을 갖춘 그리퍼, 제품 유무 및 이탈 여부를 감지하고 정렬 기능을 수행하는 픽업/정렬 장치, 그리고 팔레트를 지정된 위치에 정확히 안착시킬 수 있는 적재 장치로 [Fig. 5]와 같이 구성된다.

시스템은 전용기에서 절단되어 배출된 섬유 시트를 고정된 위치에서 픽업한 후, 팔레타이징 과정에서 적재된 제품의 높이를 인식하고 해당 높이에 맞춰 시트를 적재하는 작업을 수행한다.

로봇 공정 시뮬레이션 결과는 [Fig. 6]에 제시했으며 사이클 타임 분석 결과 마스크 10개가 포함된 1박스 포장 작업에 소요되는 시간은 116.20초로 분석되며, 경제성 분석 결과 [Table 3]과 같이 해당 공정 모델은 도입 5년 차 기준 투자수익률 257.0%, 투자비 회수 기간 1.40년, 순현재가치 453,982천 원, 내부수익률 65.7%로 산출되었다.

2.3.3 다운스트림 - 제품 포장 공정^[10]

제품 포장 공정 모델은 소포장된 섬유제품을 지정된 수량만큼 포장 상자에 공급하고 포장하는 작업을 로봇 자동화 방식으로 대체하기 위한 시스템이다. 해당 시스템은 작업 대상물의 종류 및 작업 목적에 따라 흡착 및 집게 방식이 가능한 복합형 그리퍼 장치, 포장 상자를 정렬하여 지정 위치에 공급하는 상자 공급 장치, 평면 형태의 상자를 폴딩하여 직육면체 형태로 제작하는 제함기 장치, 생산품을 지정된 수량만큼 정확한 위치로 이송하는 생산품 공급 장치, 그리고 적재 완료된 포장 상자를 배출 위치로 이송하는 상자 배출 장치로 [Fig. 7]과 같이 구성된다.

[Table 2] ROI analysis of bobbin transfer/loading process

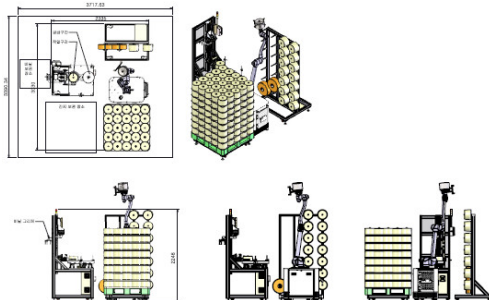
Based on 4 th year	Unit	Value
ROI	%	124.3
PP	year	3.35
NPV	1,000 KRW	54,140
IRR	%	1.83

[Table 3] ROI analysis of sheet transfer/loading process

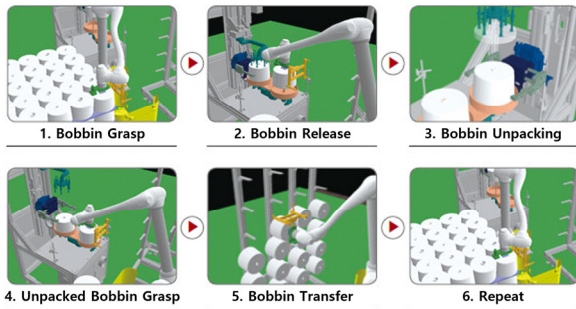
Based on 5 th year	Unit	Value
ROI	%	257.0
PP	year	1.40
NPV	1,000 KRW	453,982
IRR	%	65.7

[Table 4] ROI analysis of product packaging process

Based on 2 th year	Unit	Value
ROI	%	139.3
PP	year	1.45
NPV	1,000 KRW	85,300
IRR	%	1.83



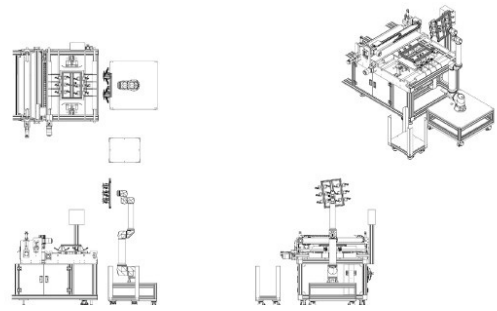
[Fig. 3] Design of bobbin transfer/loading process



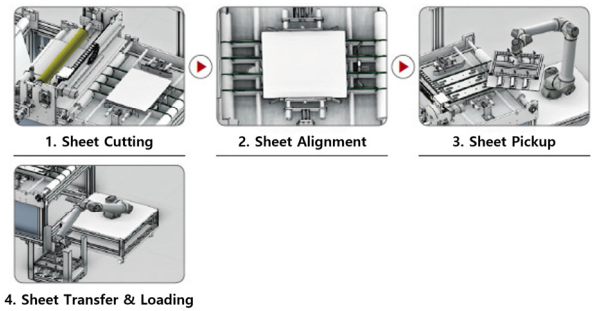
[Fig. 4] The simulation results of bobbin transfer/loading process

시스템은 포장 상자를 평면 상태에서 폴딩하여 정형화한 후, 지정된 수량의 생산품을 픽업하여 포장 상자 내부에 삽입하고, 이를 배출하는 일련의 자동화 작업으로 이루어진다.

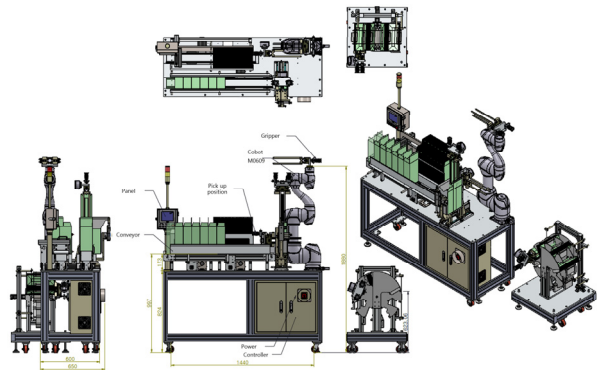
로봇 공정 시뮬레이션 결과는 [Fig. 8]에 제시하였으며 사이클 타임 분석 결과 마스크 10개를 1박스에 포장하는 작업 시간



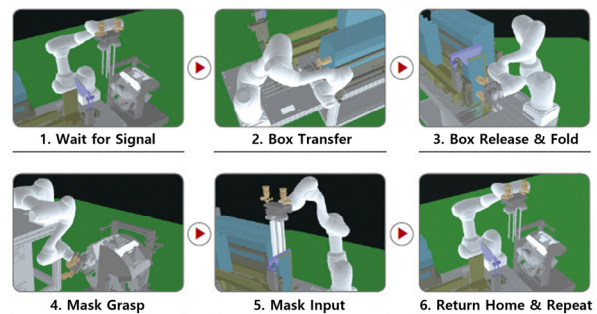
[Fig. 5] Design of sheet transfer/loading process



[Fig. 6] The simulation results of sheet transfer/loading process



[Fig. 7] Design of product packaging process



[Fig. 8] The simulation results of product packaging process

은 116.20초로 분석되며, 경제성 분석 결과 [Table 4]와 같이 본 공정모델은 도입 2년 차 기준 투자수익률 139.3%, 투자비 회수 기간 1.45년, 순현재가치 85,300천 원, 내부수익률 1.83%로 산출되었다.

3. 섬유산업 섬유기계와 로봇 연계 연구

3.1 로봇-장비 공정 모델 개발 대상 선정

섬유 분야의 로봇-장비 연계 공정 모델은 [Fig. 9]와 같이 나타났다. 개발 대상 공정은 작업자가 수작업으로 처리하고 있거나 기존 장비와의 로봇 연계가 어려운 경우 혹은 신규 장비 개발이 요구되는 분야를 중심으로 선정했다. 현재까지 개발된 주요 연계 시스템은 원단 포장 공정에서 포장 장비와 로봇이 통합된 시스템^[11], 원사 가공 공정에서 가공 장비와 로봇이 통합된 시스템^[12], 염색 공정에서 날염 장비와 로봇이 통합된 시스템, 후가공 공정에서 봉제기와 로봇이 통합된 시스템, 후가공 공정에서 부직포 성형기와 로봇이 통합된 시스템이 있으며 현재는 원사도핑 공정 및 원사 자동 검사 공정에 모바일 매니플레이터를 연계하는 기술 개발을 진행 중이다.

3.2 로봇-장비 공정 모델 개발 결과

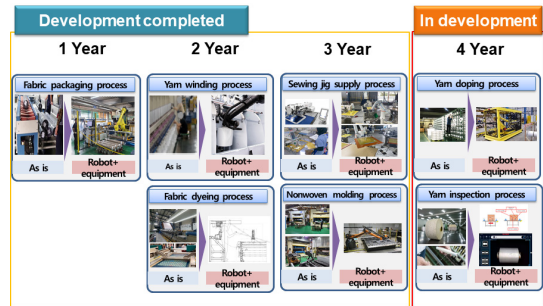
현재까지 개발된 로봇-장비 공정모델은 5종에 이르나 본 연구에서 모든 모델을 소개하기는 어려움으로 대표 사례로 원사 가공(와인더기) 공정에 적용된 로봇-장비 연계 모델을 소개한다. 해당 공정은 [Fig. 10]과 같이 작업자가 원사가 감긴 보빈을 장비에 장착하고 원사를 정해진 위치에 설치한 뒤 새로운 지관을 공급하여 다시 감는 방식으로 원사 염색 및 가공 공정에서 필수적인 작업이다.

기존 와인더 장비와 로봇 연계를 위해 와인더기의 보빈 장착부 및 장력 조절 장치를 재설계하였으며 지관 자동 공급장치와 보빈 배출용 컨베이어를 추가했다. 또한, 장비와 로봇 간 동작 연계를 위해 와인더 장비의 제어 보드에 별도의 신호 전송 기능과 네트워크 통신 기능을 탑재하여 로봇과의 상호작용을 구현했다.

로봇 시스템에는 흡착식 그리퍼를 적용했으며 이는 보빈 중심부에 위치한 원사 끝단을 공기 흡입 방식으로 픽업한 뒤 광학 센서를 통해 원사의 위치를 인식하고 흡입구를 폐쇄하여 안정적으로 원사를 집는 구조이다. 로봇의 동작은 작업자의 실제 원사 설치 동작을 기반으로 좌표를 추출하여 구성하였으며 반복 작업을 자동으로 대체하도록 설계했다.

설계된 와인더 공정용 로봇-장비 모델의 기능 검증을 위해 [Fig. 11]과 같은 테스트베드를 구축했다. 해당 테스트베드는 컨베이어를 통해 보빈을 자동 공급하고 갠트리 타입 협동로봇이 원사를 설치하며 와인딩 완료 후 보빈을 자동 배출하는 등 전체 공정을 통합적으로 시험할 수 있도록 구성했다.

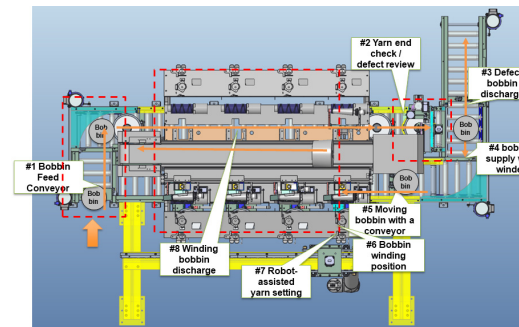
[Fig. 12]는 테스트베드 기반 시험 결과로, 로봇을 통한 원사 픽업, 장력 장치 설치, 와인딩 동작 등 와인더 공정 자동화에 필요한 주요 기능이 성공적으로 검증되었음을 보여준다. 향후에는 와인더 장비 제조기업과 협력하여 원사 설치 및 연결 기능을 포함한 실 기능 장비 개발을 지속할 계획이다.



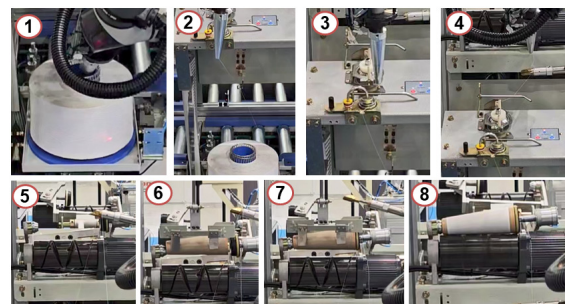
[Fig. 9] Robot-equipment process model roadmap



[Fig. 10] Bobbin manual removal on winding process



[Fig. 11] Design of robot-equipment model for winding process



[Fig. 12] Development testbed of robot-equipment model for winding process

4. 무인화 제조를 위한 기술 연구

4.1 AI 기반 공정 최적화 기술

본 절에서는 무인화 제조 시스템의 핵심 요소인 품질 예측 및 공정 조건 제어를 위해 인공지능 기반 품질 예측 모델과 전이학습 기반 공정 최적화 기술 개발 내용을 다룬다. 특히, 무수 염색기 공정에서 수집된 데이터를 활용하여 고정밀 예측이 가능한 인공신경망(ANN) 모델과 Auto Encoder 기반 전이학습 기법을 중심으로 기술한다.

4.1.1 품질 예측 인공지능 모델 개발

다양한 형태의 실(Polyester DTY, Mono filament 등)을 대상으로 한 무수 염색 공정에서는 실의 종류, 중량, 압력, 온도, 유지 시간 등의 공정 변수에 따라 품질이 비선형적으로 변화한다. 이에 따라 본 연구에서는 공정 변수로부터 색차 등 품질을 예측할 수 있는 인공신경망(ANN: Artificial Neural Network) 기반 모델을 설계했다.

품질 예측을 위한 ANN 모델은 3개의 은닉층(각각 128, 64, 32개의 뉴런)과 Softmax 출력층으로 구성했으며 활성화 함수는 ReLU를 사용했다. 입력 변수는 총 8가지 공정 조건으로 구성되며 모델 학습을 위해 현장 작업자가 수집한 데이터를 기반으로 전처리 및 정규화 과정을 수행했다. 학습된 모델은 약 91.7%의 예측 정확도를 나타냈으며 혼동 행렬 결과는 [Fig. 13]과 같이 시각화하였다. 또한 Early Stopping과 학습률 감소 기법(ReduceLROnPlateau)을 적용하여 과적합을 방지하고 안정적인 학습을 유도했다.

4.1.2 전이 학습 기반 최적 조건 제안 기술

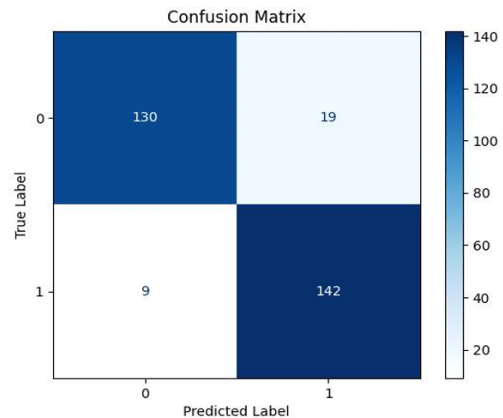
본 절에서는 Lab-scale 환경에서 개발된 품질 예측 AI 모델을 실제 생산 현장 데이터에 적용하기 위한 전이 학습 기법을 설명한다. Auto Encoder 기반 구조를 적용하여 입력 데이터를 저차원 특징 공간으로 압축한 후 이를 기반으로 재학습을 수행하였다. 인코더는 주요 특징을 학습하며 Bottleneck Layer의 출력은 이후 분류기의 입력으로 활용된다.

제안된 전이 학습 기반 모델은 소량의 데이터 환경에서도 높은 일반화 성능을 보였으며 테스트 세트에서 90.3%의 예측 정확도를 기록했다. 학습 초반에는 손실값이 급격히 감소한 후 안정적으로 수렴하는 경향을 나타냈고 정확도 역시 꾸준히 향상되어 최종적으로 높은 수준을 유지했다.

모델의 학습 결과는 [Fig. 14]와 [Fig. 15]에 시각화하였다. [Fig. 14]는 Training 및 Validation Loss의 감소 추이를 [Fig. 15]는 Accuracy의 증가 추이를 각각 보여준다. [Fig. 14]에서 확인할 수 있듯 학습 손실은 지속적으로 감소하며 검증 손실도 유사

한 경향을 보이다가 후반부에 다소 변동은 있으나 전반적으로 안정적인 학습 흐름을 나타냈다. [Fig. 15]에서는 학습 정확도와 검증 정확도가 모두 빠르게 상승하여 약 90% 수준에서 안정적으로 유지되는 것을 확인할 수 있다.

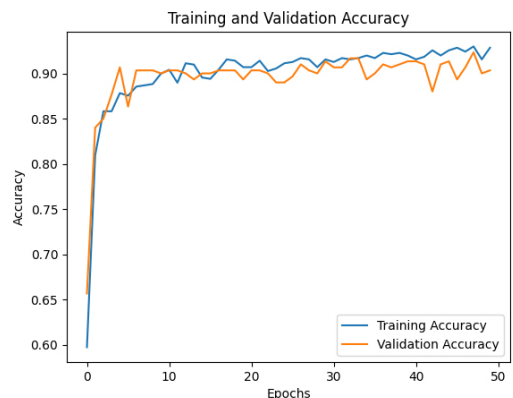
이러한 결과는 제안된 전이 학습 기반 품질 예측 모델이 소량의 실제 공정 데이터에서도 안정적으로 작동함을 보여주며 향후 공정 최적화 및 품질 관리 시스템에 실질적으로 적용할 수 있음을 시사한다^[13].



[Fig. 13] Confusion matrix visualization of quality prediction results



[Fig. 14] Validation loss of the transfer learning model



[Fig. 15] Validation accuracy trends of the transfer learning model

4.1.3 시스템 통합 및 적용성

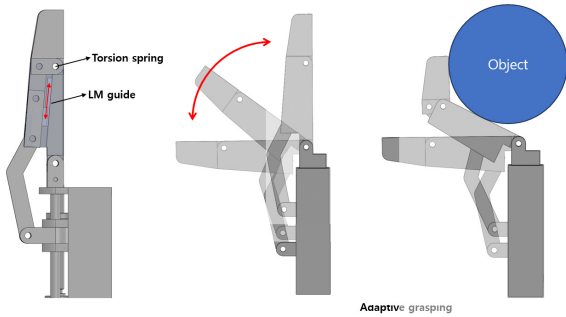
제한된 AI 기반 공정 최적화 기술은 무인화 제조 시스템에서 다음과 같은 핵심 기능을 구현할 수 있다. 첫째, 실시간 품질 예측을 통해 공정 조건을 자동으로 보정할 수 있다. 둘째, 전이 학습 기반 구조를 활용함으로써 실제 제조 설비에 손쉽게 적용할 수 있다. 셋째, 학습된 모델의 확장성과 유연성을 통해 다양한 소재 및 공정 조건에 효과적으로 대응할 수 있다. 이를 통해 AI는 제조공정의 자동화, 품질 안정화, 운영 효율성 향상에 있어 핵심적인 역할을 수행할 수 있다^[4].

4.2 유연소재 대상 그리퍼

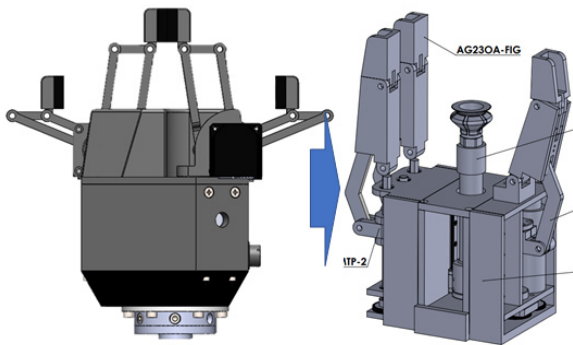
4.2.1 하이브리드형 유연 그리퍼 기구 및 가변 메커니즘

다양한 형태와 크기의 소형 물류 제품을 효과적으로 픽업하기 위해 경량 모듈형 유연 그리퍼를 설계·제작했다. 특히, 단순한 구조로 다양한 제품을 안정적으로 파지할 수 있도록 파지 구조를 [Fig. 16]과 같이 구성하고 구동 메커니즘을 최적화했다.

기존에 개발된 그리퍼는 [Fig. 17]과 같은 구조를 기반으로 하며 핑거(Finger) 부는 경량성을 유지하면서도 흡착 장치가 장착될 수 있도록 충분한 공간을 확보하는 방향으로 구조를 개선했다. 또한 구동암에는 브러시리스 모터와 플래너터리 감속기를 적용함으로써 전체 시스템의 동작 효율을 향상했다.



[Fig. 16] The operating structure of the gripper finger



[Fig. 17] The operating structure of the gripper finger

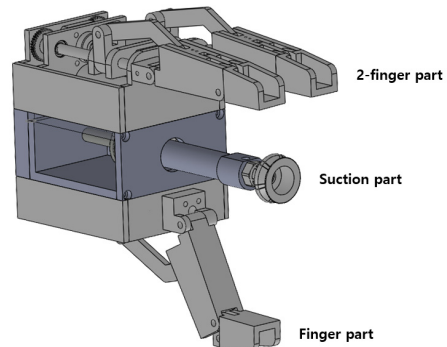
핑거의 구동 방식은 전체 시스템의 경량화와 협동로봇과의 연동성을 고려하여 설계했다. 각 핑거에는 개별 모터를 탑재한 독립 구동 방식을 적용함으로써 다양한 형상의 제품에 대해 유연하고 정밀한 제어가 가능하게 했다.

일반적으로 산업현장에서 취급되는 제품은 크기, 형상, 재질이 매우 다양하므로 단일 픽업 방식만으로는 대응에 한계가 있다. 이를 해결하기 위해 3지형 파지 구조와 흡착 구조를 통합한 하이브리드 픽업 방식을 [Fig. 18]과 같이 제안했다. 해당 그리퍼의 핵심은 파지 및 흡착 동작을 통합적으로 제어할 수 있는 기능에 있으며 이를 위해 전체 기구부와 제어 메커니즘을 정밀하게 설계하였다.

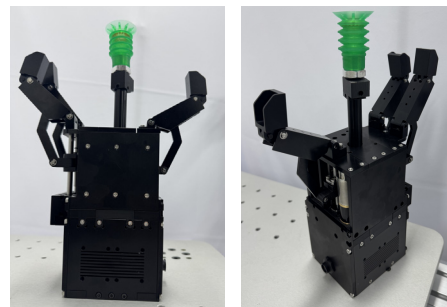
특히, 복합 동작을 안정적으로 수행하기 위해 고성능 제어 모듈을 채택하고 파지와 흡착 기능이 유기적으로 연동되도록 맞춤형 제어 프로그램을 개발하였다.

4.2.2 파지 및 흡착 구조 그리퍼 시제품 제작

설계를 바탕으로 하이브리드형 유연 그리퍼의 시제품을 최종 제작했다. 시제품 제작 과정에서는 실제 적용 환경을 고려해 세부 구조를 수정했다. 특히 협동로봇과의 연동을 위한 하부 마운트 구조를 반영했으며 로봇 설치 후 동작 중에 발생할 수 있는 커넥터 연결부의 간섭 및 파손을 방지하기 위해 연결 위치와 구조를 최적화하여 실제 운용 환경에서의 안정성 확보에 중점을 두었다.



[Fig. 18] Hybrid gripper with integrated finger grip and suction structure



[Fig. 19] Developed hybrid gripper

제어 시스템은 통신선 설치의 복잡성 및 장거리 신호 전달로 인한 오신호 가능성을 줄이기 위해 제어 모듈을 그리퍼 내부에 수납형으로 설계했다. 이를 통해 시스템의 신뢰성과 안정성을 크게 향상했다.

이와 같은 과정을 거쳐 제작된 시제품 그리퍼는 [Fig. 19]에 제시했다. 해당 시제품은 ROS 기반 제어 프로그램을 적용했으며, EtherCAT 통신 방식을 통해 명령에 따라 정의된 동작을 수행하도록 구현했다. 이 방식은 사용자가 그리퍼를 로봇에 장착하고 EtherCAT을 지원하는 제어 시스템에 연결하는 것만으로 즉시 운용이 가능하다는 점에서 높은 실용성을 갖는다.

향후 본 시제품을 다양한 제품을 대상으로 시험 적용하고 그 결과를 바탕으로 지속적인 성능 개선을 추진할 계획이다.

4.3 대상물 인식 비전

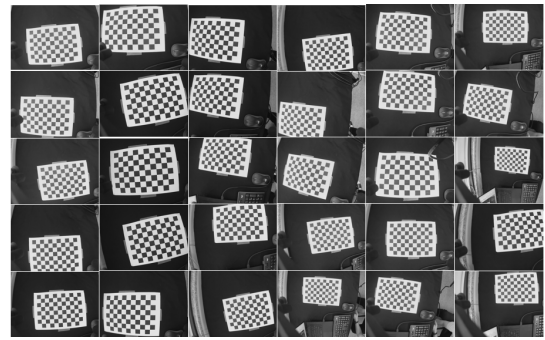
4.3.1 카메라 캘리브레이션

실세계(real world)의 3차원(3D) 공간상에 존재하는 파지 (grasping) 대상 물체를 일반적인 2차원(2D) 이미지로 관찰할 경우, 다양한 형태의 왜곡(distortion)이 발생하게 된다. 이는 카메라를 통해 입수된 영상이 실제 공간 정보를 그대로 보존하지 못하고, 투영(perspective projection) 과정에서 손실과 왜곡이 수반되기 때문이다. 이러한 현상은 주로 카메라의 내부 구조 (렌즈의 비구면성, 광학 중심과의 편차 등)와 외부 설치 조건(카메라와 대상 간의 상대 위치 및 자세)에 기인한다. 특히, 카메라의 내부(intrinsic) 및 외부(extrinsic) 파라미터는 영상 내 객체의 형태, 크기, 위치 등의 시각적 정보를 왜곡되게 표현하는 주요 요인으로 작용한다. 이러한 왜곡을 정량적으로 분석하고 보정하기 위해 수행되는 과정이 바로 카메라 캘리브레이션(camera calibration)이며, 이는 컴퓨터 비전 및 로봇 비전 분야에서 3D 인식 기반 정밀 작업의 정확도를 확보하기 위한 필수적인 전처리 단계로 간주 된다. 캘리브레이션 과정에서는 카메라와 실제 세계 간의 기하학적 대응 관계를 모델링하여, 픽셀 단위의 이미지 좌표를 실제 물리적 좌표계로 변환하는 매핑 함수(mapping function)를 수학적으로 정의한다. 일반적으로 이 매핑은 다음과 같은 수식으로 표현된다:

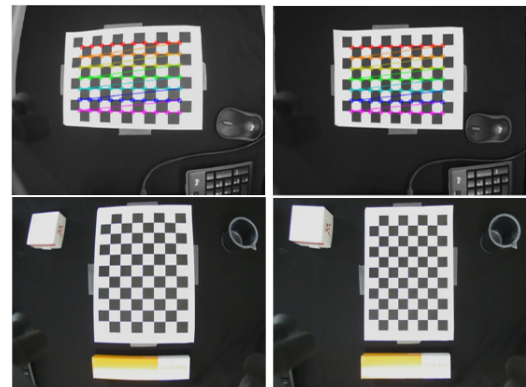
$$s \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & skew_{cf_x} & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & r_{13} & t_1 \\ r_{21} & r_{22} & r_{23} & t_2 \\ r_{31} & r_{32} & r_{33} & t_3 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix} \quad (5)$$

$$= A [R \mid t] \begin{bmatrix} X \\ Y \\ Z \\ 1 \end{bmatrix}$$

여기서, s는 scale factor이며, 정규화된 좌표를 이미지 좌표계로



[Fig. 20] Images for camera calibration



[Fig. 21] Results of camera calibration. Before calibration (left) and After calibration (right)

사상할 때의 비례 계수이다. [x,y,1]은 이미지상 2D 좌표, 즉 픽셀 좌표계에서 위치를 나타낸다. [X,Y,Z,1]은 월드 좌표계(world coordinate system) 상의 3D 위치이다. R 과 t 는 각각 월드 좌표계를 카메라 좌표계로 변환하기 위한 회전 행렬(rotation matrix)과 병진 벡터(translation vector)로, 이 둘을 함께 표현한 [R|t]는 외부 파라미터(extrinsic parameters)에 해당한다. A는 intrinsic camera matrix로, 내부 파라미터를 포함하며 다음과 같이 구성된다:

이와 같은 수학적 모델을 통해 카메라로 촬영된 2D 이미지 내의 정보는 실제 3D 공간 내 위치와 정합성을 확보할 수 있으며, 이는 로봇팔의 파지 대상 인식, 위치 추정, 작업 계획 등에 있어 정확한 기초 데이터를 제공하게 된다. 본 연구에서는 캘리브레이션을 위해 11×8 크기의 체커 보드를 다양한 위치에서 [Fig. 20]과 같이 30회 촬영해 [Fig. 21]과 같이 내·외부 파라미터를 구했다.

4.3.2 AI 비전 기반 물체 파지점 검출

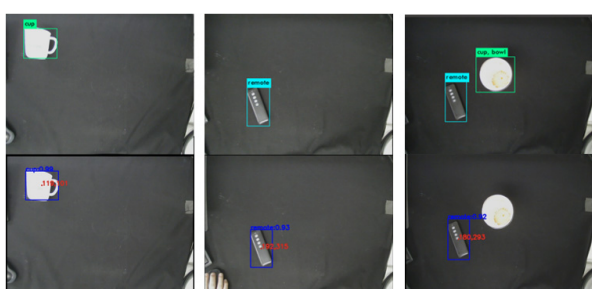
본 연구에서는 딥러닝 기반 객체 인식 기술을 활용하여 파지 대상 물체(grasping object)를 자동으로 검출하고, 이를 기반으로 파지 좌표점을 산출하는 파이프라인을 구현하였다. 특히 실시간 작업 환경에서 적용을 고려하여, 추론 속도와 정확도 간의



[Fig. 22] Results of objects detection using YOLOv3

[Table 5] Results on the my algorithm to extraction gripping point

Index	Class	Accuracy	point (x,y)
1	cup	99%	(119, 101)
2	remote	93%	(192, 315)
3	remote	92%	(180, 293)



[Fig. 23] Results of extraction coordinate point. YOLOv3 (upper) and extraction of the gripping point (lower)

균형이 우수한 One-shot detection 계열 모델인 YOLOv3 을 채택했다^[15,16]. YOLOv3는 단일 신경망이 입력 이미지로부터 객체의 위치와 클래스 정보를 동시에 추정할 수 있어, 복잡한 후처리 과정 없이 [Fig. 22]와 같이 효율적으로 파지점 추출이 가능하다.

객체 검출 단계에서는 이미지 내 존재하는 파지 대상 객체에 대해 Bounding Box를 생성하고, 해당 객체의 클래스 및 신뢰도 (confidence score)를 함께 산출한다. 이때 다수의 객체가 검출되는 경우, 신뢰도(score)가 가장 높은 객체를 우선으로 선별해 파지 대상으로 지정한다. 검출된 Bounding Box는 중심 좌표 (xc ,yc)를 기준으로 파지점을 추정하며, 이는 해당 객체의 대표 위치로 간주하여 파지 로직에 직접적으로 활용된다.

1. 구체적인 처리 과정은 다음과 같다: 입력 영상에 대해 YOLOv3 모델을 적용하여 객체 후보군 및 Bounding Box 를 검출한다.
2. 각 객체 후보의 클래스와 confidence score를 비교하여 가장 신뢰도가 높은 객체를 파지 대상으로 선택한다.
3. 선택된 Bounding Box의 중심점을 계산하며, 이는 다음의 식으로 정의된다:

$$(x_c, y_c) = \left(\frac{x_{\min} + x_{\max}}{2}, \frac{y_{\min} + y_{\max}}{2} \right) \quad (6)$$

여기서 x_{\min} , x_{\max} , y_{\min} , y_{\max} 는 Bounding Box의 좌우 및 상하 경계 좌표를 의미한다. 이렇게 추출된 중심점은 실제 로봇의 파지 좌표로 활용되며, [Table 5]에서는 각각 검출된 객체에 대한 클래스, 신뢰도, 중심 좌표 등 파지 관련 핵심 정보를 정리했다.

[Fig. 23]은 파지 대상 객체의 검출 및 중심 좌표 계산 과정을 시각화한 결과이다.

이와 같은 AI 비전 기반 파지점 검출 시스템은 복잡한 작업 환경에서 실시간으로 파지 위치를 추출할 수 있어, 지능형 로봇 머니플레이션 시스템의 핵심 구성 요소로 활용될 수 있다.

4.4 섬유산업 AR/VR

4.4.1 염색공장 현장 비숙련자 염색공장 가이드 기술

국내 염색공장은 현장 작업자의 숙련도와 판단에 의존해 설비를 운영하는 구조로, 숙련 작업자에 대한 의존도가 매우 높다. 그러나 현재는 인건비 문제로 외국인 근로자 비율이 높고, 내국인 숙련공은 대부분 고령층이며 젊은 인력 유입이 적어 숙련자의 이직이나 퇴직 시 생산성과 품질이 크게 저하된다.

이에 따라 비숙련자 및 외국인 근로자의 작업 실수와 이상 상황 대응 미흡으로 색차 불량률이 빈번히 발생하고, 재염색이 자주 필요해지는 문제가 발생하고 있다. 이에 본 연구에서는 [Fig. 24]의 구성과 같이 AR 기반 시각 안내 기술을 활용해 비숙련 작업자가 공정 세팅을 정확히 수행할 수 있도록 지원하는 염색 공정 가이드 기술을 개발하였다.

4.4.2 염색 공정 비숙련작업자 AR/VR 가이드

본 연구에서는 염색 공정에 투입되는 비숙련작업자가 AR/VR 기반 가이드 서비스를 통해 안정적으로 작업을 수행할 수 있도록, 염색 산업에 특화된 증강현실(AR) 가시화 플랫폼 기술을 개발했다. 이를 위해 현장 맞춤형 DNA(Data, Network, AI) 기반 기술을 [Fig. 25]와 같이 적용하고, 염색공장 내에서 수집된 데이터를 분석하여 공정 세팅 가이드에 필요한 핵심 정보를 시각화할 수 있는 AR 가이드 서비스 플랫폼을 구축했다.

시각화 정보는 작업 대상물의 위치, 실내 측위 정보, 공정별 작업지시서, 설비 세팅 값, 생산 제품의 색차 품질 확인 등으로 구성되며, 이를 통해 작업자의 의사결정과 조작 정확도를 향상했다. 또한 염색공장 현장의 센서 및 설비 정보를 [Fig. 26]과 같이 작업자가 착용한 AR HMD (Head-Mounted Display)로 실시간 전달하고 이를 디스플레이할 수 있도록, AR HMD의 요구사항을 분석하고 이를 기반으로 설계 요소에 반영했으며 작업자가 AR 글래스를 착용한 상태에서 위치를 이동하거나 시야를 전환하더라도 증강현실 디스플레이가 설비의 지정 위치나 작업 지점에 정확히 정합하도록 고정밀 위치추적 및 정합도 유지 기술을 개발했다.



[Fig. 27] Comparison before and after robot application (bobbin transfer/loading process)



[Fig. 28] Comparison before and after robot application (sheet transfer/loading process)



[Fig. 29] Comparison before and after robot application (product packaging process)

트에 적재한다. 팔레트 적재가 완료되면 자동으로 래핑 및 배출이 이루어진다. 로봇 도입 전후의 공정 변화는 [Fig. 27]에 나타났다.

해당 시스템 도입을 통해 약 25%의 생산성 향상과 약 33%의 원가 절감 효과가 확인되었으며 작업자의 근골격계 부담도 크게 감소하는 등 다각도의 개선 효과가 나타났다.

5.1.2 미들스트림 - 시트 이송/적재 공정

경북 성주에 위치한 팻트하이텍(대표: 강병하)은 부직포를 전문으로 생산하는 제조업체로 부직포 시트 이송/적재 공정에 로봇을 도입했다. 기존 공정은 2인 1조 작업자가 투입되어야 했으며 반복적이고 단순한 작업으로 인해 근골격계 질환이 빈번히 발생했다. 또한, 지게차와 작업자의 동선이 중첩되어 안전사고의 위험도 컸다.

이를 개선하기 위해 산업용 로봇 1대와 모바일 로봇(AGV) 1대로 구성된 자동화 시스템을 도입했다. 부직포 커팅기를 통해 일정 크기로 절단된 시트는 로봇과 니들 그리퍼를 이용해 낱장 단위로 이송·적재하고 팔레트 적재가 완료되면 AGV가 이를 지게차 이송이 가능한 위치로 자동 이동시킨다. 로봇 도입 전후의 공정 흐름은 [Fig. 28]에 제시했다.

해당 시스템 도입을 통해 약 33%의 생산성 향상과 함께 약 40%의 불량률 감소 효과를 달성했으며 작업환경의 안전성과 작업자의 신체 부담도 크게 개선되었다.

5.1.3 다운스트림 - 제품 포장 공정

경기 파주에 위치한 코리아마스크(대표: 안현)는 보건·방역용 마스크를 생산하는 업체로 마스크 포장 공정에 산업용 로봇을 도입했다. 기존 공정은 마스크 파우치를 박스에 인케이싱하는 작업으로 작업자의 숙련도에 따라 불량률이 발생하거나 반복 작업 중 실수가 빈번히 일어나는 문제가 있었다.

이를 개선하기 위해 산업용 로봇 1대를 활용한 자동화 시스템을 구축했다. 시스템은 일정 수량의 마스크를 카운팅하여 매거진에 적재한 후 그리퍼로 이를 파지해 박스에 인케이싱한다. 인케이싱이 완료되면 중량선별기를 통해 중량을 확인하고 이후 제함공정을 거쳐 완제품으로 처리된다. 로봇 도입 전후의 공정 변화는 [Fig. 29]에 나타났다.

해당 시스템 도입을 통해 약 16%의 생산성 향상과 약 83%의 불량률 감소 효과를 달성했으며 작업 품질의 일관성과 생산공정의 안정성이 크게 향상되었다.

6. 결론 및 향후 연구

본 연구는 섬유산업의 전 공정에 걸쳐 로봇 기반 자동화 시스템을 적용하기 위한 공정모델 개발 및 실증 사례를 소개했다. 섬유 제조의 업스트림, 미들스트림, 다운스트림 각 공정 단계 별로 대표적인 작업을 선정하고 해당 공정에 적합한 로봇 자동화 시스템을 설계·구축했다. 그 결과 보빈 이송, 시트 적재, 제품 포장 등 반복적이고 고강도의 작업을 로봇으로 대체함으로써 작업자의 근골격계 질환 예방, 생산성 향상, 불량률 감소 등 실질적인 효과를 확인할 수 있었다.

또한, 로봇과 기존 섬유기계 간의 연계를 위한 장비 인터페이스 기술, 유연소재 대응을 위한 하이브리드형 유연 그리퍼, 인공지능 기반의 품질 예측 및 공정 최적화 기술, 비전 기반 파지점 검출 시스템, 증강현실(AR) 기반 작업 가이드 시스템 등 다양한 융합 기술을 개발하고 실증함으로써 섬유산업의 첨단화 및 무인화를 위한 기술적 기반을 마련하였다.

특히, 전이학습 기반 인공지능 품질 예측 모델은 소량의 데이터 환경에서도 높은 정확도를 유지하여 실 공정 적용 가능성을 입증했다. 향후 연구에서는 다음과 같은 추가적인 기술 개발과 검증이 필요하다.

첫째, 개별 공정 단위의 로봇 자동화를 넘어 전 공정 간 연계를 고려한 통합 생산 시스템으로의 확장이 요구된다. 이를 위해 생산관리시스템(MES), 감시제어 및 데이터 수집 시스템(SCADA) 등과 연계된 공정 통합 제어 기술의 개발이 필요하다.

둘째, 다양한 제조 환경과 장비에 대응할 수 있도록 로봇-장비 간 인터페이스의 표준화가 필요하다. 이기종 장비 간 연동을 위한 통신 프로토콜 및 데이터 구조의 표준화 연구가 요구된다.

셋째, 인공지능 기반 공정 최적화 기술의 실시간 적용을 위해 지속적인 현장 데이터 수집 및 고도화된 반복학습 기반의 학습 구조가 요구된다.

넷째, 협동로봇 및 스마트 그리퍼의 기능 고도화를 통해 섬유산업 내 다양한 제품군 및 작업 조건에 유연하게 대응할 수 있는 로봇 플랫폼 기술 개발이 필요하다.

본 연구는 국내 섬유산업의 구조적 한계를 극복하고 고령화 및 인력 부족 등 현실적 문제에 대응하는 동시에 첨단 제조기술과 융합을 통한 경쟁력 확보 방안을 제시하였다는 점에서 의의가 있다. 향후 본 연구의 결과를 기반으로 한 지속적인 기술 고도화 및 산업 현장과의 연계를 통해 섬유산업의 무인화 및 디지털 전환 실현에 기여할 수 있을 것으로 기대된다.

References

- [1] GUMI Electronics & Information Technology Institute, "5G and AI-based Automation Technology of Textile Factory's Krill Process," *GERI Webzine*, 2023, [Online], <https://geri.re.kr/webzine/22/smart1.pdf>, Accessed: Jul. 28, 2025.
- [2] Korea Development Institute, "Measures to Revitalize the Textile Fashion Industry," *Korea Development Institute*, Seoul, Republic of Korea, Rep. 189895, Jan., 2019, [Online], <https://eiec.kdi.re.kr/policy/callDownload.do?num=189895&filenum=2&dtime=20240119115100>, Accessed: Jul. 28, 2025.
- [3] H. Jindal and S. Kaur, "Robotics and automation in textile industry," *International Journal of Scientific Research in Science, Engineering and Technology*, vol. 8, no. 3, pp. 40-45, May-Jun., 2021, DOI: 10.32628/IJSRSET21839.
- [4] Technavio, "Automation in Textile Industry Market to Grow by USD 664 Million from 2025 to 2029 Driven by Energy Efficiency Upgrades, AI Powered Market Evolution," *PR Newswire*, Jan. 28, 2025, [Online], https://www.prnswire.com/news-releases/automation-in-textile-industry-market-to-grow-by-usd-664-million-2025-2029-driven-by-energy-efficiency-upgrades-ai-powered-market-evolution---technavio-302362273.html?utm_source=chatgpt.com, Accessed: Jul. 28, 2025.
- [5] G. H. Bae, J. Y. Lee, and H. J. Yoon, "A Study on the selection of robotic process model for manufacturing process improvement in textile industry," *2021 Autumn Conference of the Korean Society for Precision Engineering*, Busan, Republic of Korea, pp. 46, 2021, [Online], <https://www.kspe.or.kr/data2/kspe21-a-2.pdf>.
- [6] S. M. Saranya, D. Komarasamy, S. Mohanapriya, M. Iyapparaja, and R. Prabavathi, "Industry 4.0: the role of industrial IoT, big data, AR/VR, and blockchain in the digital transformation," *Smart Computing Techniques in Industrial IoT*, 1st ed. Springer, 2024, ch. 2, pp. 11-26, DOI: 10.1007/978-981-97-7494-4_2.
- [7] S. D. Nam, "Phase 1 of the Gyeonggi textile industry: 74.2 billion KRW invested in infrastructure development," *The Industry News*, 2016, [Online], <https://www.tinnews.co.kr/12484>, Accessed: Nov. 02, 2016.
- [8] G. H. Bae, J. Y. Lee, H. J. Yoon, and J. H. Kim, "A study on the bobbin transfer and cover removable process for robot automation in the creel preparation process," *2021 Spring Conference of the Korean Society for Precision Engineering*, Online, Republic of Korea, pp. 427, 2021, [Online], https://www.kspe.or.kr/data2/kspe2021s_02.pdf.
- [9] S. J. Lee, J. Y. Lee, G. H. Bae, H. J. Yoon, and T. J. Kim, "A Study on robot automation system for supplying non-woven fabric rolls and transfer/load non-woven fabric sheet," *KSMPE Autumn Conference*, Jeju, Republic of Korea, pp. 159, 2021, [Online], https://ksmpe.or.kr/NFUupload/nfupload_down.php?folder_num=2&tmp_name=20240716022300_98567085_0.pdf&name=2021%EB%85%84-%EC%B6%94%EA%B3%84%ED%95%99%EC%88%A0%EB%85%BC%EB%AC%B8+-%EC%B5%9C%EC%A2%85%EB%B3%B8+%281%29_compressed.pdf.
- [10] S. J. Lee, J. Y. Lee, H. J. Yoon, J. H. Kim, and G. H. Bae, "A study on robot automation system for box packaging process of textile products," *2021 Spring Conference of the Korean Society for Precision Engineering*, Online, Republic of Korea, pp. 428, 2021, [Online], https://www.kspe.or.kr/data2/kspe2021s_02.pdf.
- [11] G. H. Bae, J. Y. Lee, and K. H. Choi, "A study on the development of a winding machine-robot model for digital conversion in the textile industry," *KSMPE Spring Conference 2023*, Busan, Republic of Korea, pp. 47, 2023, [Online], https://ksmpe.or.kr/NFUupload/nfupload_down.php?folder_num=2&tmp_name=2024071035758_2eb47ab9_0.pdf&name=2023%EB%85%84+%EC%B6%98%EA%B3%84%ED%95%99%EC%88%A0%EB%8C%80%ED%9A%8C%EB%85%BC%EB%AC%B8%EC%A7%91_compressed.pdf.
- [12] G. H. Bae, J. Y. Lee, and K. H. Choi, "A study on equipment design for robot automation of yarn winder process," *KSMPE Autumn Conference*, Jeju, Republic of Korea, pp. 162, 2023, [Online], https://ksmpe.or.kr/NFUupload/nfupload_down.php?folder_num=2&tmp_name=2024071035744_79447177_0.pdf&name=2023%EB%85%84%EC%B6%94%EA%B3%84%EB%85%BC%EB%AC%B8%EC%A7%91_compressed.pdf.
- [13] S. J. Pan and Q. Yang, "A survey on transfer learning," *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, vol. 22, no. 10, pp. 1345-1359, Oct., 2010, DOI: 10.1109/TKDE.2009.
- [14] I. Goodfellow, Y. Bengio, and A. Courville, 2016, *Deep Learning* (1st ed.) [Online], <http://www.deeplearningbook.org>.
- [15] P. Jiang, D. Ergu, F. Liu, Y. Cai, and B. Ma, "A review of YOLO algorithm developments," *Procedia Computer Science*, vol. 199, pp. 1066-1073, 2022, DOI: 10.1016/j.procs.2022.01.
- [16] P. Adarsh, P. Rathi, and M. Kumar, "YOLO v3-tiny: object detection and recognition using one stage improved model," *International Conference on Advanced Computing and Communication Systems (ICACCS)*, Coimbatore, India, pp. 687-694, 2020, DOI: 10.1109/ICACCS48705.2020.9074315.



이 등 현

2016 경북대학교 생물산업기계공학과(학사)
 2019 경북대학교 생물산업기계공학과(석사)
 2016~2022 (주)이세아텍 기술연구소 주임연구원
 2022~현재 한국섬유기계융합연구원 선임
 연구원

관심분야: Robot Motion Planning and Control, Manipulation,
 Autonomous Mobile Robot



백 운 재

2002 영남대학교 전자공학과(학사)
 2005 영남대학교 전기공학과(석사)
 2004~현재 한국섬유기계융합연구원
 책임연구원

관심분야: 메타버스, AR, VR



이 청 환

2006 영남대학교 기계공학과(학사)
 2017 영남대학교 기계공학과(석사)
 2022 영남대학교 기계공학과(박사)
 2024~현재 한국섬유기계융합연구원 선임
 연구원

관심분야: AI, 자율제조, 공정최적화



이 소 진

2017 금오공과대학교 기계시스템공학과(학사)
 2019 금오공과대학교 기계시스템공학과(석사)
 2019~현재 한국섬유기계융합연구원
 선임연구원

관심분야: 로봇, 제조로봇, 공정 자동화, 자율제조



배 규 현

2008 금오공과대학교 기전공학과(학사)
 2010 금오공과대학교 기전공학과(석사)
 2017 금오공과대학교 기전공학과(박사)
 2015~현재 한국섬유기계융합연구원
 책임연구원

관심분야: 제조 공정용 로봇 시스템, 모바일 로봇, 스마트 그리퍼, 진동/
 제어 공학



이 재 용

1996 영남대학교 기계공학과(학사)
 1998 영남대학교 기계공학과(석사)
 2010 영남대학교 기계공학과(박사)
 1998~2001 중국연변과학기술대학교 전임강사
 2010~ 현재 한국섬유기계융합연구원 수석
 연구원

관심분야: 제조공정 자동화, 다목적 그리퍼, 유연소재 핸들링



손 민 석

2016 영남대학교 전자공학과(학사)
 2018 영남대학교 자동차조명융합과(석사)
 2019~2022 현대자동차 사원
 2022~현재 한국섬유기계융합연구원 선임
 연구원

관심분야: 컴퓨터비전, 인공지능