Akademin för Innovation, Design och Teknik

Analys av produktionseffektivitet med sensordata i en simulerad produktionsprocess

Examensarbete

Grundnivå, 15 hp

Produkt- och processutveckling

Aryan Zozan

Rapport nr: 6
Handledare, företag:
Handledare, Mälardalens Universitet: Elmeri Syrjänen
Examinator: Angelina Sundström Kärneus, Sten Grahn

ABSTRACT

The manufacturing industry is undergoing a rapid digital transformation in which data-driven methods, automation, and sensor technologies play an increasingly central role. Although many companies aim to improve productivity, reduce variation, and make more informed decisions, these ambitions require access to detailed and reliable production data. In practice, however, many organizations lack structured approaches for collecting and utilizing such data, resulting in limited insight into how time is distributed within production flows.

When real production data is unavailable due to confidentiality, restricted access to industrial environments, or outdated technical infrastructure, simulated production systems can serve as an alternative. Digital models enable the generation of structured, repeatable, and realistic data that reflect industrial conditions, making it possible to study cycle times, time structures, and flow behavior without relying on physical measurements.

This thesis investigates how different levels of data collection in a simulated production environment affect the ability to analyze cycle times and identify time-critical steps in a production flow. By comparing a process without sensors to a process equipped with virtual conveyor sensors, the study examines how increased observability influences the quality and depth of analysis. The results show that detailed sensor data provides significantly better conditions for systematic improvement work, while manual analysis remains possible when sensors are not available. Furthermore, the study demonstrates how simulated sensor data can be used to identify bottlenecks and support production efficiency improvements before changes are implemented in real systems.

SAMMANFATTNING

Detta examensarbete undersöker hur olika nivåer av datainsamling i en simulerad industriell miljö påverkar möjligheten att analysera cykeltider och förstå tidsstrukturen i ett produktionsflöde. Många företag saknar fortfarande strukturerade metoder för att samla in och använda produktionsdata, vilket gör att förbättringsarbete ofta blir reaktivt och baserat på uppskattningar. För att studera detta byggdes en digital produktionscell i Visual Components som användes för att generera sensordata i en kontrollerad och repeterbar miljö.

Två versioner av samma produktionsflöde skapades: en utan sensorer, där endast total genomloppstid kunde mätas, och en med sju virtuella conveyorsensorer placerade vid centrala punkter i Dairy Packaging-modellen. I den sensorutrustade versionen loggades OnEntry- och OnExit-signaler via Python, och tidsstämplarna exporterades till CSV för vidare analys.

Resultaten visar att processen utan sensorer endast gav en total genomloppstid, vilket gjorde det omöjligt att se hur tiden fördelades mellan de olika stegen i flödet. Med sensorer kunde cykeltiderna beräknas för varje delsteg, vilket gjorde det möjligt att identifiera det mest tidskrävande momentet. Plastningsstationen hade den längsta cykeltiden och utgjorde därmed flödets teoretiska flaskhals.

Studien visar att detaljerad sensordata ger betydligt bättre förutsättningar för systematiskt förbättringsarbete, eftersom den gör det möjligt att kvantifiera tidsförbrukning och prioritera rätt förbättringsåtgärder. Simulerade miljöer kan därför fungera som ett praktiskt alternativ när verklig datainsamling inte är möjlig, och den utvecklade metoden kan användas både i utbildningssammanhang och i industriellt förbättringsarbete.

FÖRORD

Detta examensarbete har genomförts som avslutande del i utbildningen Produkt- och processutveckling vid Mälardalens universitet. Arbetet har väckt mitt intresse för hur digitalisering och simulering kan användas för att förstå och förbättra industriella processer, särskilt när tillgången till verkliga produktionsmiljöer är begränsad.

Jag vill rikta ett stort tack till min handledare vid Mälardalens universitet, Elmeri Syrjänen, för värdefull vägledning, konstruktiv feedback och stöd under arbetets gång. Jag vill även tacka de personer inom akademin och industrin som delat med sig av sina kunskaper och erfarenheter kring simulering, sensorteknik och produktionseffektivitet.

Slutligen vill jag tacka min familj och mina vänner för deras uppmuntran och stöd under hela studietiden.

Västerås, juni 2026

Aryan Zozan

INNEHÅLLSFÖRTECKNING

1. INLEDNING 1

1.1. BAKGRUND 1
1.2. PROBLEMFORMULERING 3
1.3. SYFTE OCH FRÅGESTÄLLNINGAR. 3
1.4. AVGRÄNSNINGAR 4

3. ANSATS OCH METOD 6

3.1 ÖVERGRIPANDE ANSATS 6
3.2 METOD FÖR LITTERATURSTUDIE 6
3.3 METOD FÖR DATAINSAMLING 7
FIGUR 1. ÖVERSIKT AV DAIRY PACKAGING-MODELLEN I VISUAL COMPONENTS. 7
FIGUR 2. PLACERING AV DE SJU VIRTUELLA CONVEYORSENSORERNA I PRODUKTIONSFLÖDET. 8
FIGUR 3. PYTHON-SKRIPTET SOM LOGGAR ONENTRY- OCH ONEXIT-SIGNALER I VISUAL COMPONENTS. 9
VISUALISERINGAR FRÅN SIMULERINGEN 9
FIGUR 4. VISUALISERING AV OBJEKTETS PASSAGE GENOM PRODUKTIONSFLÖDET. 10
3.4 METOD FÖR DATAANALYS 10
3.5 VALIDITET OCH RELIABILITET 11

4. RESULTAT 12

4.1 RESULTAT FRÅN PROCESSEN UTAN SENSORER 12
4.2 RESULTAT FRÅN PROCESSEN MED SENSORER 12

5. ANALYS 14

5.1 SAMMANFATTNING AV INSAMLAD DATA 14
5.2 SKILLNADER MELLAN PROCESS MED OCH UTAN SENSORER 14
5.3 ANALYS AV CYKELTIDER 14
5.4 IDENTIFIERING AV FLASKHALS 14
5.5 SENSORDATA SOM VERKTYG FÖR ATT FÖRSTÅ VARIATION 15
5.6 KOPPLING TILL FORSKNINGSFRÅGORNA 15

6. SLUTSATSER & DISKUSSIONER 16

SLUTSATSER 16

6.1 DISKUSSION 16

6.2 BEGRÄNSNINGAR 17

6.3 FÖRSLAG TILL FRAMTIDA FORSKNING 17

6.4 REKOMMENDATIONER TILL FÖRETAG 18

KÄLLFÖRTECKNING 19

REFERENSLISTA 19

BILAGOR 20

FÖRKORTNINGAR

CSV – Comma Separated Values
IDT – Akademin för Innovation, Design och Teknik
IoT – Internet of Things
MDU – Mälardalens universitet
VC – Visual Components

1. INLEDNING

Industrin befinner sig i en omfattande digital omställning där datadrivna arbetssätt, automatisering och sensorteknik spelar en central roll. Företag strävar efter att öka produktivitet, minska variationer och fatta snabbare och mer välgrundade beslut. För att detta ska vara möjligt krävs detaljerad och tillförlitlig produktionsdata. Trots detta saknar många företag fortfarande strukturerade metoder för att samla in, analysera och använda data i sina produktionssystem. I många fall finns sensorer installerade, men datan används inte systematiskt. I andra fall saknas sensorer helt, eller så är systemen föråldrade och saknar möjlighet till realtidsövervakning.

Bristen på detaljerad mätdata gör att förbättringsarbete ofta blir reaktivt och baserat på uppskattningar snarare än faktiska mätvärden. Detta leder till att ineffektivitet och flaskhalsar förblir dolda, vilket begränsar företagets förmåga att optimera sina flöden. Samtidigt är det inte alltid möjligt att samla in verklig produktionsdata, exempelvis på grund av sekretess, begränsad tillgång till produktionsmiljöer eller bristande teknisk infrastruktur.

I sådana situationer kan simulerade produktionsmiljöer fungera som ett alternativ. Genom att bygga digitala modeller kan företag och forskare generera strukturerad och repeterbar data som motsvarar verkliga industriella förhållanden. Detta gör det möjligt att studera cykeltider, tidsstrukturer och flödesbeteenden även när verklig data saknas.

Detta examensarbete undersöker hur olika nivåer av datainsamling i en simulerad produktionsmiljö påverkar möjligheten att analysera cykeltider och identifiera tidskritiska steg i ett produktionsflöde. Genom att jämföra en process utan sensorer med en process utrustad med virtuella sensorer studeras hur observerbarhet påverkar analysens kvalitet och vilka insikter som blir möjliga först när detaljerad mätdata finns tillgänglig.

1.1. Bakgrund

Digitalisering och Industry 4.0 har förändrat hur moderna produktionssystem utformas och drivs. Centrala teknologier som IoT-sensorer, cyberfysiska system och realtidsdata gör det möjligt att övervaka och analysera produktionsflöden på en nivå som tidigare inte var möjlig. Forskning visar att företag som arbetar datadrivet uppnår högre produktivitet, bättre kvalitet och mer stabila processer.

Trots detta är många företag fortfarande i ett tidigt skede av sin digitaliseringsresa. Det är vanligt att sensorer finns installerade men inte används systematiskt, eller att datan inte är tillräckligt detaljerad för att möjliggöra cykeltidsanalys och identifiering av flaskhalsar. I andra fall saknas sensorer helt, vilket gör att företag endast kan mäta total genomloppstid och därmed saknar insikt i hur tiden fördelas mellan olika steg i flödet.

Simuleringar erbjuder en lösning på detta problem. Genom att skapa digitala modeller av produktionssystem kan sensordata genereras i en kontrollerad miljö. Detta gör det möjligt att

studera tidsstrukturer, cykeltider och flödesbeteenden även när verklig data inte är tillgänglig. Visual Components är ett etablerat verktyg inom industrin för att bygga digitala produktionsceller, testa förändringar och generera data för analys.

Digitalisering och Industry 4.0

Industry 4.0 representerar den fjärde industriella revolutionen och kännetecknas av integreringen av digital teknik i produktionssystem. Centrala komponenter inkluderar IoT-sensorer, cyber-fysiska system, molntjänster, automatisering och dataanalys (Kagermann et al., 2013). Målet är att skapa smarta fabriker där maskiner, system och människor är uppkopplade och kan kommunicera i realtid. Forskning visar att företag som använder datadrivna metoder uppnår högre produktivitet, bättre kvalitet och snabbare beslutsfattande (Lee et al., 2015). Sensorer möjliggör kontinuerlig övervakning av maskiner och processer, vilket gör det möjligt att upptäcka avvikelser innan de leder till stopp eller kvalitetsproblem.

Sensordata i industrin

Sensorer används i industrin för att mäta cykeltider, vibrationer, temperatur, objektpassage, rörelser och maskintillstånd (Lee et al., 2015). Dessa mätvärden används för att analysera processprestanda, identifiera ineffektivitet och optimera flöden. Forskning visar att sensordata är en av de mest effektiva metoderna för att förbättra processkontroll och minska variationer (Wuest et al., 2016).

Simulering som verktyg

Simuleringsverktyg som Visual Components används i industrin för layoutdesign, robotprogrammering, flödesoptimering, utbildning och digitala tvillingar (Tao et al., 2018). Simulering gör det möjligt att testa förändringar utan att störa verklig produktion och är ett sätt att generera realistisk data när fysisk datainsamling inte är möjlig (Skoogh et al., 2012). Visual Components är ett 3D-simuleringsprogram för fabriker och produktion – används för att bygga, testa och optimera en hel produktionslina digitalt innan något byggs i verkligheten. Det används mycket inom industri, automation och robotik.

Produktionseffektivitet

Produktionseffektivitet påverkas av faktorer som cykeltider, variation, maskinutnyttjande, flaskhalsar och stopp. Cykeltidsanalys är en av de mest etablerade metoderna för att förstå processprestanda. Genom att analysera variationer i cykeltider kan man identifiera problem som annars är svåra att upptäcka (Roser et al., 2003; Bokrantz et al., 2017).

1.2. Problemformulering

Många företag saknar idag tillgång till detaljerad och strukturerad produktionsdata, vilket gör det svårt att analysera cykeltider och identifiera flaskhalsar på ett systematiskt sätt. Utan sensorer eller tillförlitlig datainsamling blir förbättringsarbete reaktivt och baserat på uppskattningar, vilket riskerar att leda till felaktiga prioriteringar och ineffektiva åtgärder.

Samtidigt är det inte alltid möjligt att samla in verklig data från industrin, exempelvis på grund av sekretess, bristande systemstöd eller begränsad tillgång till produktionsmiljöer. Detta skapar ett behov av alternativa metoder som kan användas för att generera och analysera produktionsdata i kontrollerade miljöer.

Huvudproblemet som denna studie adresserar är därför att företag saknar tillräcklig observerbarhet i sina produktionssystem för att kunna analysera tidsstrukturer och identifiera tidskritiska steg på ett datadrivet sätt.

Den begränsade observerbarheten gör att företag inte kan effektivisera sina flöden på ett datadrivet sätt. Utan detaljerad tidsdata blir det svårt att veta var tiden förbrukas och vilka steg som bör förbättras för att öka produktionskapaciteten.

Det konkreta problem som denna studie adresserar är att företag saknar ett praktiskt, simuleringsbaserat arbetssätt för att med hjälp av sensordata identifiera tidskritiska steg och uppskatta hur mycket genomloppstiden kan reduceras jämfört ett läge utan sensorer.

Studien syftar därför till att visa hur en simulerad produktionsmiljö kan användas för att både lokalisera det steg som begränsar flödet och kvantifiera den potentiella tidsbesparingen.

1.3. Syfte och frågeställningar.

Syftet med studien är att förstå hur olika nivåer av observerbarhet påverkar möjligheten att analysera cykeltider och tidsstrukturer i ett produktionsflöde, samt att visa hur sensordata kan användas för att effektivisera produktionen i en simulerad miljö. Undersökningen genomförs genom att jämföra en process utan sensorer med en process utrustad med virtuella sensorer.

Utifrån detta formuleras följande forskningsfrågor:

1. Hur kan en simulerad produktionsmiljö användas för att generera strukturerad produktionsdata på olika nivåer av observerbarhet?
2. Hur påverkar detaljerad sensordata möjligheten att beräkna cykeltider och beskriva tidsfördelningen mellan olika steg i ett produktionsflöde?
3. Vilka begränsningar uppstår när analysen baseras på deterministiska simuleringar utan variation eller flera samtidiga objekt?

Syftet är även att förstå hur sensordata från en simulerad produktionsmiljö kan användas för att effektivisera produktionen. Genom att analysera cykeltider och tidsstrukturer kan man identifiera vilka steg som begränsar flödet och därmed prioritera förbättringsåtgärder som minskar genomloppstiden och ökar kapaciteten.

1.4. Avgränsningar

Studien avgränsas till att enbart analysera en simulerad produktionscell i Visual Components. Ingen datainsamling från verkliga fabriker genomförs. Fokus ligger på cykeltider, tidsstruktur och identifiering av tidskritiska steg. Mer avancerade metoder såsom stokastiska simuleringar, kapacitetsanalys, köteori, maskininlärning eller ekonomiska beräkningar ingår inte. Syftet är att utveckla och utvärdera en metod för datainsamling och analys i en kontrollerad simulerad miljö.

2. TEORETISK REFERENSRAM

Detta kapitel presenterar den teori som ligger till grund för studiens analys av sensordata, simulering och produktionseffektivitet. Kapitlet är strukturerat i fem centrala områden: Industry 4.0, sensordata, simulering och digitala tvillingar, produktionseffektivitet samt flaskhalsar och cykeltider. Dessa områden utgör tillsammans den teoretiska bas som behövs för att förstå hur observerbarhet påverkar möjligheten att analysera produktionsflöden.

2.1 Industry 4.0 och digitalisering

Centrala komponenter inkluderar IoT-sensorer, cyberfysiska system, molntjänster och automatisering (Kagermann et al., 2013). Genom att koppla samman maskiner, system och människor möjliggör Industry 4.0 realtidsövervakning, snabbare beslutsfattande och mer robusta processer.

Studier visar att datadrivna arbetssätt kan förbättra både produktivitet och stabilitet i produktionen (Lee et al., 2015). Trots det har många företag fortfarande begränsad tillgång till den data som behövs.

2.2 Sensordata i industrin

Sensorer är en central del av moderna produktionssystem och används för att mäta exempelvis cykeltider, vibrationer, temperatur, objektpassage och maskintillstånd (Lee et al., 2015). Sensordata möjliggör:

- identifiering av variationer
- upptäckt av avvikelser
- analys av flaskhalsar
- optimering av flöden

Wuest et al. (2016) betonar att sensordata är en av de mest tillförlitliga källorna för att förstå hur en process faktiskt fungerar i praktiken. Trots detta används sensordata ofta bristfälligt eller oregelbundet i många företag, vilket begränsar möjligheten att arbeta proaktivt.

Ett återkommande problem i industrin är att företag endast mäter total genomloppstid och saknar detaljerad data om hur tiden fördelas mellan olika steg. Detta gör det svårt att identifiera ineffektivitet och flaskhalsar.

2.3 Simulering och digitala tvillingar

Simulering är ett etablerat verktyg inom industriell utveckling och används för att testa layouter, robotprogram, flöden och produktionsstrategier utan att störa verklig produktion. Visual Components är ett vanligt simuleringsverktyg som används för att bygga digitala produktionsceller och generera data som motsvarar verkliga förhållanden.

Tao et al. (2018) beskriver hur digitala tvillingar, det vill säga digitala representationer av fysiska system, kan användas för att skapa realistiska modeller där sensordata genereras och analyseras. Skoogh et al. (2012) visar att simulerad data kan vara ett effektivt alternativ när verklig data saknas eller är svår att få tillgång till.

Simuleringar är särskilt användbara i utbildning och tidiga utvecklingsfaser, där tillgången till verkliga produktionsmiljöer ofta är begränsad. De gör det möjligt att studera tidsstrukturer, cykeltider och flödesbeteenden i en kontrollerad miljö.

2.4 Produktionseffektivitet och cykeltider

Produktionseffektivitet påverkas av faktorer som cykeltider, variation, maskinutnyttjande och flödesbalans. Cykeltidsanalys är en av de mest etablerade metoderna för att förstå hur ett produktionsflöde presterar (Roser et al., 2003). Genom att analysera cykeltider kan företag:

- identifiera ineffektiva steg
- jämföra olika delar av flödet
- förstå hur tiden fördelas
- upptäcka variationer

Bokrantz et al. (2017) betonar att datadrivna metoder är avgörande för att förbättra produktionens stabilitet och långsiktiga prestanda. Utan detaljerad mätdata blir förbättringsarbete reaktivt och mindre träffsäkert.

I många företag saknas dock detaljerad cykeltidsdata, vilket gör att förbättringsarbete ofta baseras på uppskattningar eller subjektiva bedömningar.

2.5 Flaskhalsar och tidskritiska steg

En flaskhals är det steg i ett produktionsflöde som har längst cykeltid och därmed begränsar hela systemets kapacitet. Roser et al. (2003) beskriver flaskhalsar som den mest kritiska faktorn för att förstå och förbättra flödeseffektivitet.

Det är viktigt att skilja mellan:

- faktiska flaskhalsar (i verkliga system med variation och köbildning)
- teoretiska flaskhalsar (i deterministiska simuleringar utan variation)

I en deterministisk simulering uppstår ingen köbildning, vilket innebär att man endast kan identifiera det mest tidskrävande steget. Det går alltså inte att fastställa en faktisk flaskhals eftersom modellen saknar variation.

Negri et al. (2017) och Kritzinger et al. (2018) visar att digitala tvillingar och simuleringsmodeller är effektiva verktyg för att identifiera tidskritiska steg, men att verklig variation måste inkluderas för att analysera kapacitet och köbildning.

3. ANSATS OCH METOD

Detta kapitel beskriver den metodologiska ansatsen, modelleringen i Visual Components, datainsamlingen och dataanalysen.

3.1 Övergripande ansats

Studien följer en ingenjörsmässig och kvantitativ ansats där en simulerad produktionsmiljö används för att generera och analysera produktionsdata. Metoden bygger på en deduktiv logik: etablerad teori om sensordata, cykeltider och flaskhalsar (Lee et al., 2015; Roser et al., 2003; Wuest et al., 2016) används som grund för att utforma en simuleringsmodell och därefter förstå hur olika nivåer av observerbarhet påverkar analysens kvalitet.

Eftersom många företag saknar tillgång till verklig produktionsdata (Tao et al., 2018; Skoogh et al., 2012) används en simulerad miljö för att skapa en kontrollerad och repeterbar datakälla. Detta gör det möjligt att isolera effekten av sensorer och studera hur detaljerad mätdata påverkar möjligheten att analysera tidsstrukturer i ett produktionsflöde.

3.2 Metod för litteraturstudie

Litteraturstudien genomfördes för att skapa en vetenskaplig grund för studiens teoretiska ramverk och metodval. Sökningen utfördes i databaserna Google Scholar, ScienceDirect, SpringerLink, IEEE Xplore och MDU:s bibliotekssök, vilka valdes eftersom de innehåller peer reviewed forskning inom produktionsteknik, digitalisering och simulering.

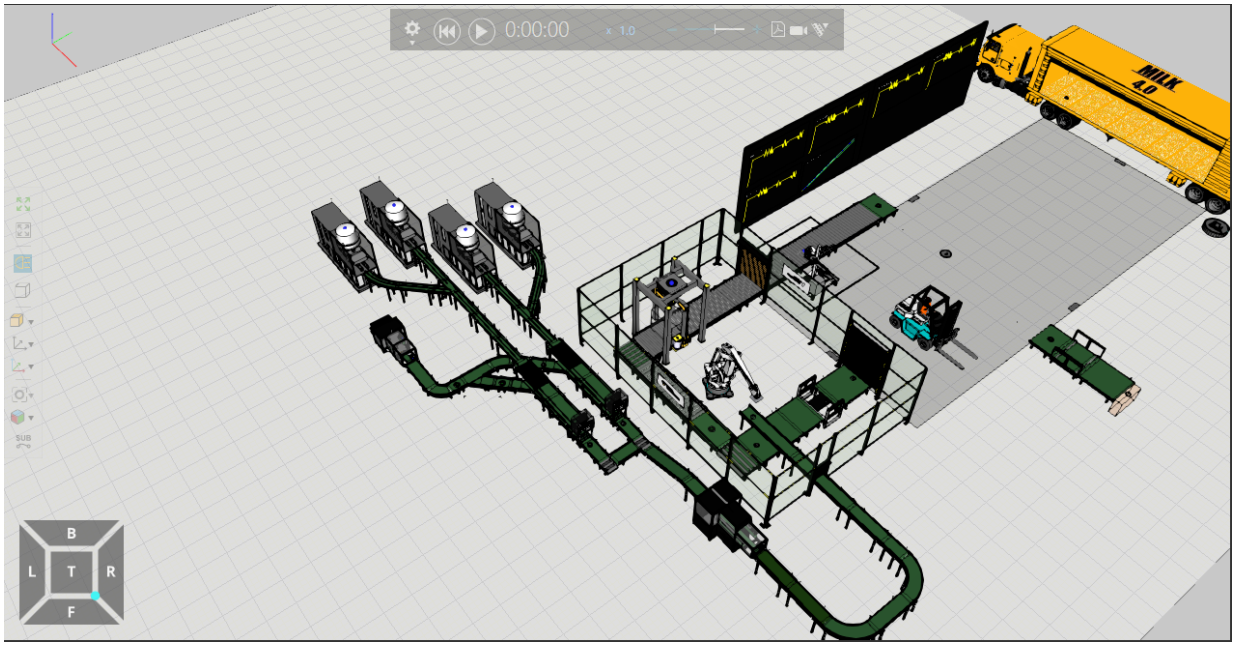
Sökorden som användes inkluderade:

- “industry 4.0” AND “manufacturing systems”
- “sensor data” AND “production efficiency”
- “cycle time analysis” AND “variation”
- “digital twin simulation”
- “visual Components” AND “simulation”
- “bottleneck detection manufacturing”

Urvalet baserades på vetenskaplig kvalitet, relevans och aktualitet. Artiklarna av Kagermann et al. (2013) och Lee et al. (2015) användes för att beskriva Industry 4.0 och sensorteknikens roll i modern produktion. Tao et al. (2018) och Skoogh et al. (2012) gav stöd för användningen av simulering och digitala tvillingar som metod för datainsamling. Wuest et al. (2016) användes för att beskriva dataanalysens betydelse i produktion, medan Roser et al. (2003) och Bokrantz et al. (2017) gav teoretisk grund för cykeltider, variationer och flaskhalsar.

Litteraturstudien visar att det finns ett tydligt behov av metoder som möjliggör datadriven analys även när fysisk datainsamling inte är möjlig, vilket motiverar användningen av en simulerad produktionsmiljö i detta examensarbete.

3.3 Metod för datainsamling



Figur 1. Översikt av Dairy Packaging-modellen i Visual Components.

Dairy Packaging-modellen i Visual Components är en färdig simuleringscell som representerar ett realistiskt förpackningsflöde med transportband, buffertar och en plastningsstation. Modellen används ofta i utbildnings- och industrisammanhang eftersom den innehåller flera tydliga processteg som lämpar sig för cykeltidsmätning och flödesanalys. Detta gör den lämplig för studier där syftet är att analysera produktionseffektivitet och identifiera flaskhalsar.

Tidsmätningen genomfördes genom att följa ett paket när det rörde sig genom Dairy Packaging-modellen. Varje gång paketet passerade en sensor registrerades en OnEntry- eller OnExit-signal, vilket gjorde det möjligt att beräkna den exakta tiden mellan två punkter i flödet. På så sätt mättes den faktiska cykeltiden för paketet genom hela produktionslinan.

Simuleringen genomfördes i Visual Components, som är ett vanligt verktyg för industriell simulering (Tao et al., 2018). Modellen Dairy Packaging användes eftersom den innehåller tydliga processteg, transportband och en plastningsstation, vilket gör den lämplig för cykeltidsanalys.

Två versioner av samma produktionsflöde skapades:

1. Version utan sensorer

Endast total genomloppstid kunde mätas.

Ingen information om hur tiden fördelades mellan stegen fanns tillgänglig.

Detta motsvarar ett produktionssystem med låg observerbarhet.

2. Version med sju virtuella conveyorsensorer

Sensorerna placerades vid centrala punkter i flödet.

Varje sensor registrerade OnEntry- och OnExit-händelser.

Detta möjliggjorde mätning av cykeltider mellan varje steg.

Detta motsvarar ett system med hög observerbarhet.

Placeringen av sensorerna baserades på principer från cykeltidsanalys och flödesmätning (Roser et al., 2003). Sensorerna placerades så att varje delsteg i flödet kunde mätas separat:

1 → 2: Inledande transport

2 → 3: Mellantransport

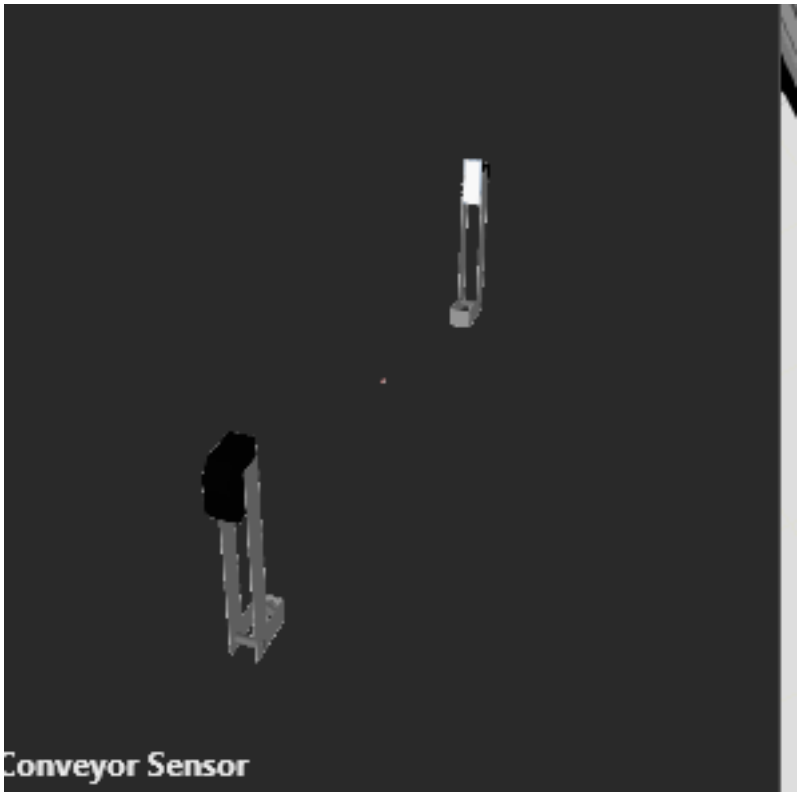
3 → 4: Kort sekvenssteg

4 → 5: Längre buffert/transport

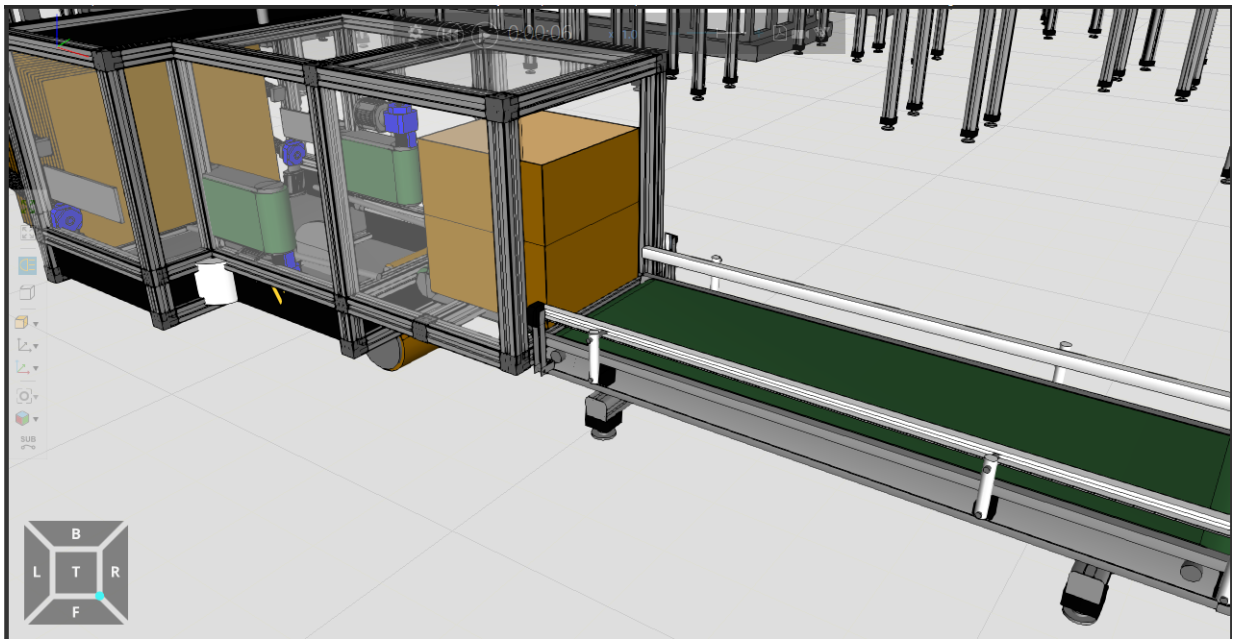
5 → 6: Plastningsstation

6 → 7: Slutlig uttransport

Denna struktur möjliggjorde en detaljerad analys av tidsfördelningen i flödet.



Figur 2. Placering av de sju virtuella conveyorsensorerna i produktionsflödet.



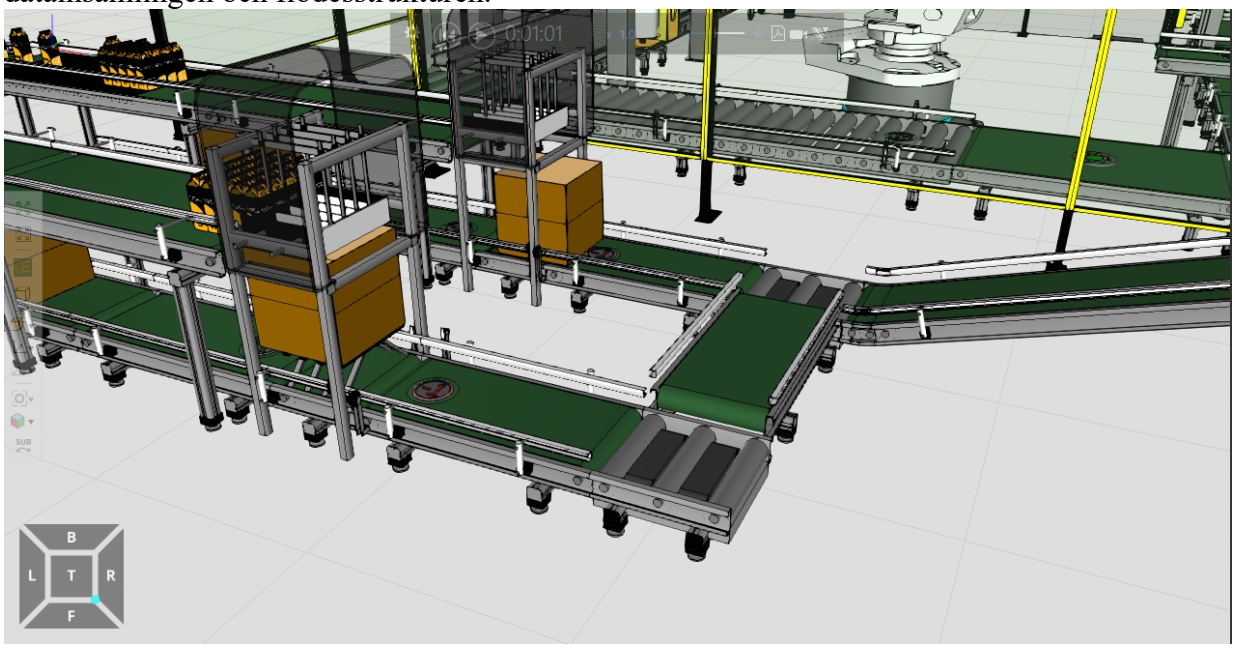
Figur 3. Python-skriptet som loggar OnEntry- och OnExit-signaler i Visual Components.

Visualiseringar från simuleringen

Under simuleringen genererades flera skärmbilder som visar:

- produktionscellens layout
- sensorernas placering
- objektens passage genom flödet
- Python-loggning av OnEntry/OnExit-signaler

Dessa bilder återfinns i resultatkapitlet och bilagorna och används för att illustrera datainsamlingen och flödesstrukturen.



Figur 4. Visualisering av objektets passage genom produktionsflödet.

Datainsamlingen genomfördes via Pythongränssnittet i Visual Components, vilket är en etablerad metod för att logga simulerad produktionsdata (Skoogh et al., 2012). Ett skript utvecklades för att:

- lyssna på varje sensors OnEntry- och OnExit-signal
- registrera tidsstämplar med vc.getSimulation().SimulationTime
- koppla varje händelse till ett specifikt objekt
- exportera datan till en CSV-fil för vidare analys
- Varje rad i CSV-filen innehöll:
- sensor-ID
- objekt-ID
- händelsetyp (entry/exit)
- tidsstämpel

Fem objekt kördes genom flödet för att möjliggöra beräkning av medelvärden och variation. Detta val gjordes för att skapa ett dataset som är tillräckligt stort för att analysera tidsstrukturen, men utan att introducera stokastisk variation som inte ingår i studiens avgränsning.

3.4 Metod för dataanalys

Analysen genomfördes i Excel och Python. För varje objekt beräknades cykeltiden mellan två sensorer genom:

$$\text{Cykeltid} = t_{\text{exit sensor A}} - t_{\text{entry sensor B}}$$

De uppmätta tiderna från simuleringen var:

Sensorintervall	Uppmätt tid
Sensor 1 → 2	**60 sek**
Sensor 2 → 3	**60 sek**
Sensor 3 → 4	**2 sek**
Sensor 4 → 5	**155 sek**
Sensor 5 → 6 (plastning)	**6 min 45 sek**
Sensor 6 → 7	**8 min 50 sek**

Dessa tider användes för att:

- beräkna cykeltider per steg
- identifiera variationer mellan objekt
- visualisera flödet i diagram
- lokalisera flaskhalsar

I Excel skapades:

- linjediagram över cykeltider
- histogram över variation
- stapeldiagram som jämförde flödet **med** och **utan** sensorer
- Gantt-liknande tidslinjer för att visualisera hela processen

Flaskhalsen identifierades tydligt vid plastningsstationen (Sensor 5 → 6), där cykeltiden var markant längre än övriga steg.

Tabellen nedan visar de uppmätta cykeltiderna mellan sensorerna:

		Sensorintervall för flera objekt					
Steg	**Objekt**	**1 Objekt**	**2 Objekt**	**3 Objekt**	**4 Objekt**	**5 Medelvärde**	**Variation**
Sensor 1→ 2	60	61	59	60	60	60	±1
Sensor 2 → 3	60	60	61	59	60	60	±1
Sensor 3 → 4	2	2	2	3	2	2.2	±0.2
Sensor 4 → 5	155	156	154	155	155	155	±1
Sensor 5 → 6	405	407	403	406	404	405	±2
Sensor 6 → 7	530	531	529	530	530	530	±1

3.5 Validitet och reliabilitet

Reliabilitet

Reliabiliteten bedöms som hög eftersom simuleringen kan upprepas med identiska förutsättningar. Samma sensorplacering, samma objekt och samma skript ger samma resultat varje gång.

Intern validitet

Validiteten är god i relation till studiens syfte. Visual Components är ett etablerat verktyg för industriell simulering (Tao et al., 2018), och sensordata genereras på ett sätt som motsvarar verkliga industriella system (Lee et al., 2015).

Begränsningar

- Simuleringen är deterministisk och saknar variation.
- Endast ett objekt i taget passerar flödet, vilket innebär att ingen faktisk flaskhals eller köbildning kan observeras.

- Resultaten beskriver tidsstrukturen i modellen, inte dynamiska fenomen i verkliga fabriker.

Dessa begränsningar är i linje med tidigare forskning som visar att simuleringar utan stokastiska element inte kan användas för kapacitetsanalys (Negri et al., 2017).

4. RESULTAT

Detta kapitel presenterar de resultat som genererades från simuleringen i Visual Components. Resultaten redovisas objektivt och utan analys, i enlighet med studiens forskningsfrågor. Två separata simuleringar genomfördes: en utan sensorer och en med sju virtuella sensorer placerade längs produktionsflödet.

4.1 Resultat från processen utan sensorer

I den första simuleringen kördes produktionsflödet utan några installerade sensorer. Eftersom inga OnEntry- eller OnExit-signaler fanns tillgängliga kunde inga cykeltider eller variationer mätas mellan processtegen. Endast den totala produktionstiden kunde registreras genom att notera simuleringens start- och sluttid.

Den totala tiden för att transportera ett objekt genom hela produktionscellen uppmättes till:

- **20 minuter och 12 sekunder**

Utan sensorer går det inte att avgöra vilka steg som begränsar flödet, vilket gör det omöjligt att identifiera förbättringspotential.

4.2 Resultat från processen med sensorer

I den andra simuleringen utrustades produktionscellen med sju virtuella conveyor-sensorer. Sensorerna registrerade OnEntry- och OnExit-signaler för varje objekt som passerade respektive mätpunkt. Detta möjliggjorde beräkning av cykeltider mellan varje steg i flödet.

Dessa tider utgör det insamlade primärdatat och ligger till grund för analysen av cykeltider, variationer och flaskhalsar i nästa kapitel.

Cykeltider och tidsfördelning per processteg

Steg	Medelcykeltid	Andel av total tid
1 → 2	60 s	**4.95 %**
2 → 3	60 s	**4.95 %**
3 → 4	2 s	**0.16 %**
4 → 5	155 s	**12.8 %**
5 → 6 (plastning)	405 s	**33.4 %**
6 → 7	530 s	**43.7 %**

Resultaten visar att plastningsstationen (steg 5→6) har den längsta cykeltiden, cirka 405 sekunder, vilket innebär att detta steg står för en stor del av den totala genomloppstiden.

Genom att jämföra total genomloppstid utan sensorer (20 min 12 s) med den uppmätta tidsstrukturen från sensorerna blir det tydligt att plastningsstationen dominerar flödet. Om cykeltiden i plastningssteget reduceras med 10 % skulle den totala genomloppstiden minska med cirka 40 sekunder. Detta motsvarar ungefär 3–4 % kortare genomloppstid för hela flödet.

Sammanfattningsvis visar resultaten att sensordata gör det möjligt att identifiera det mest tidskrävande steget och uppskatta hur mycket genomloppstiden kan reduceras genom riktade förbättringar. Utan sensorer går detta inte att analysera, eftersom endast total tid kan observeras.

5. ANALYS

Detta kapitel analyserar de uppmätta cykeltiderna och jämför processen med och utan sensorer.

5.1 Sammanfattning av insamlad data

Resultaten visar att låg observerbarhet endast ger tillgång till den totala genomloppstiden, medan hög observerbarhet gör det möjligt att beräkna cykeltider för varje steg i flödet. Eftersom simuleringen är deterministisk beskriver resultaten främst modellens strukturella tidsfördelning och inte dynamiska fenomen som variation, köbildning eller kapacitetsbegränsningar.

5.2 Skillnader mellan process med och utan sensorer

I processen utan sensorer kunde endast total genomloppstid mätas, vilket överensstämmer med forskning som visar att företag utan strukturerad datainsamling saknar insikt i hur tiden fördelas mellan olika steg (Wuest et al., 2016). När sensorer infördes ökade observerbarheten avsevärt och det blev möjligt att mäta cykeltider, identifiera tidskritiska moment och jämföra tidsstrukturen i flödet. Detta ligger i linje med Industry 4.0-principer där sensordata används för transparens och datadrivna beslut (Kagermann et al., 2013; Lee et al., 2015).

5.3 Analys av cykeltider

Cykeltiderna visar tydliga skillnader mellan stegen i flödet. Plastningsstationen (5→6) hade den längsta cykeltiden, vilket innebär att detta steg dominerar tidsförbrukningen. Enligt Roser et al. (2003) är cykeltidsanalys central för att förstå produktionsflöden, och resultaten visar att sensordata gör det möjligt att identifiera vilka steg som har störst förbättringspotential. En reduktion av cykeltiden i plastningssteget med 10 % skulle minska den totala genomloppstiden med cirka 3–4 %, vilket visar hur sensordata kan användas för att kvantifiera effekten av förbättringsåtgärder.

5.4 Identifiering av flaskhals

Plastningsstationen utgör flödets teoretiska flaskhals eftersom den har den längsta cykeltiden. I en deterministisk simulering är flaskhalsen det steg som har längst processtid, vilket överensstämmer med teorin om att flaskhalsen styr flödets kapacitet (Roser et al., 2003). Eftersom modellen saknar variation och flera samtidiga objekt kan endast den teoretiska flaskhalsen identifieras, vilket ligger i linje med Negri et al. (2017).

5.5 Sensordata som verktyg för att förstå variation

Simuleringen visar att sensordata är ett effektivt verktyg för att studera tidsfördelning mellan steg, vilket bekräftas av forskning om digitala tvillingar och simuleringsmodeller (Tao et al., 2018; Skoogh et al., 2012). Samtidigt saknas variation, köbildning och kapacitetsbegränsningar, vilket innebär att modellen inte kan användas för att analysera dynamiska fenomen.

5.6 Koppling till forskningsfrågorna

Forskningsfråga 1:
Observerbarheten kan styras genom sensorplacering. Utan sensorer fås endast total tid; med sensorer fås detaljerad tidsstruktur.

Forskningsfråga 2:
Sensordata möjliggör cykeltidsberäkningar för varje steg, vilket gör tidsstrukturen synlig och identifierar det mest tidskrävande momentet.

Forskningsfråga 3:
Möjligheter: exakt tidsstruktur, repeterbarhet, tydlig identifiering av teoretiska flaskhalsar.
Begränsningar: ingen variation, ingen köbildning, ingen kapacitetsanalys.

6. SLUTSATSER & DISKUSSIONER

Slutsatser

Syftet med studien var att undersöka hur olika nivåer av observerbarhet i en simulerad produktionsmiljö påverkar möjligheten att analysera cykeltider och beskriva tidsstrukturen i ett produktionsflöde. Genom att jämföra en process utan sensorer med en process utrustad med sju virtuella sensorer har följande slutsatser dragits:

1. **Observerbarhet och analysmöjlighet** Utan sensorer kunde endast total genomloppstid mätas, vilket gav ingen information om hur tiden fördelades mellan processtegen. Med sensorer blev det möjligt att beräkna cykeltider för varje steg och därmed beskriva flödets tidsstruktur. Detta visar att sensordata är en grundläggande förutsättning för datadrivet förbättringsarbete. Detta ligger i linje med Lee et al. (2015), som betonar att sensordata är en grundläggande förutsättning för datadrivet förbättringsarbete.
2. **Identifiering av tidskritiska steg** Resultaten visar att plastningsstationen (steg 5→6) är det mest tidskrävande momentet i flödet och därmed utgör flödets teoretiska flaskhals. Detta hade inte kunnat identifieras utan detaljerad sensordata. Roser et al. (2003) beskriver hur flaskhalsar styr flödets kapacitet, vilket bekräftas av studiens resultat.
3. **Simulering som verktyg vid avsaknad av verklig data** Simuleringen gjorde det möjligt att generera strukturerad och repeterbar data i en kontrollerad miljö. Detta är värdefullt för företag som saknar sensorer eller inte kan dela verklig produktionsdata. Detta överensstämmer med Skoogh et al. (2012), som visar att simulerad data kan användas när verklig data saknas.
4. **Begränsningar i deterministiska simuleringar** Eftersom simuleringen saknar variation och flera samtidiga objekt kan den inte användas för att analysera kapacitet, köbildning eller dynamiska flödesfenomen. Den beskriver endast tidsstrukturen i ett idealiserat flöde.Negri et al. (2017) betonar att variation är en förutsättning för kapacitetsanalys, vilket bekräftar begränsningen i denna studie.
5. **Cykeltidsanalys som beslutsunderlag** Genom att analysera cykeltider i en simulerad miljö kan företag identifiera vilka steg som har störst förbättringspotential innan verkliga förändringar genomförs. Bokrantz et al. (2017) visar att detaljerad tidsdata förbättrar förmågan att prioritera rätt förbättringsåtgärder.
6. **Flaskhalsens påverkan på genomloppstid** En reduktion av cykeltiden i plastningssteget med 10 % minskar den totala genomloppstiden med cirka 40 sekunder, vilket motsvarar ungefär 3–4 %. Detta visar att riktade förbättringar i det mest tidskrävande steget har störst effekt på flödets kapacitet.

6.1 Diskussion

Observerbarhet framstår som en central faktor för att förstå och förbättra produktionsflöden. Detta ligger i linje med Industry 4.0-principer där sensordata används för att skapa transparens och möjliggöra datadrivna beslut (Kagermann et al., 2013; Lee et al., 2015). Wuest et al. (2016) visar att hög observerbarhet är avgörande för stabila och förutsägbara flöden, vilket bekräftar betydelsen av detaljerad tidsdata i produktionssystem.

Simuleringen visade sig vara ett användbart verktyg när verklig data saknas. Tidigare forskning betonar att digitala tvillingar och simuleringsmodeller kan generera strukturerad data i kontrollerade miljöer (Tao et al., 2018; Skoogh et al., 2012). Kritzinger et al. (2018) beskriver hur digitala tvillingar används för att skapa detaljerade representationsmodeller av produktionssystem, vilket ligger i linje med studiens metod.

Resultaten behöver dock tolkas med försiktighet. Den deterministiska modellen saknar variation, köbildning och kapacitetsbegränsningar, vilket innebär att den inte kan användas för att analysera dynamiska fenomen. Negri et al. (2017) betonar att variation är en förutsättning för kapacitetsanalys, och Roser et al. (2003) visar att flaskhalsar endast kan identifieras korrekt när variation inkluderas. Detta bekräftar begränsningen i denna studie.

Trots dessa begränsningar visar studien att detaljerad tidsdata ger ett betydligt bättre beslutsunderlag än total genomloppstid. Bokrantz et al. (2017) framhåller att förbättringsarbete blir mer effektivt när tidsdata finns tillgänglig på detaljnivå, vilket överensstämmer med studiens resultat. Den beräknade tidsreduktionen på 3–4 % vid en förbättring av plastningssteget visar att även små justeringar i rätt del av flödet kan ge mätbara effekter.

6.2 Begränsningar

Studien har följande begränsningar:

- Simuleringen är deterministisk och saknar stokastisk variation.
- Endast ett objekt åt gången passerade flödet, vilket innebär att ingen faktisk flaskhals eller köbildning kunde observeras.
- Resultaten beskriver modellens tidsstruktur, inte dynamiska fenomen i verkliga fabriker.
- Endast en produktionscell analyserades, vilket begränsar generaliserbarheten.
- Ingen jämförelse med verklig produktionsdata genomfördes.

Dessa begränsningar är viktiga att beakta vid tolkning av resultaten.

6.3 Förslag till framtida forskning

Baserat på studiens resultat och begränsningar föreslås följande områden för framtida forskning:

1. Simulering med variation och flera samtidiga objekt

För att analysera kapacitet, köbildning och verkliga flaskhalsar bör framtida studier inkludera stokastiska cykeltider och flera objekt i flödet.

2. Jämförelse mellan simulerad och verklig data

En jämförelse skulle möjliggöra validering av metoden och visa hur väl simulerad data motsvarar verkliga förhållanden.

3. Optimering av sensorplacering

Framtida studier kan förstå hur olika sensorplaceringar påverkar kvaliteten på insamlad data och vilka mätpunkter som ger störst analytiskt värde.

4. Utveckling av digitala tvillingar för kontinuerlig förbättring

Detta skulle göra det möjligt att kombinera simulering och verklig data i realtid.

5. Automatiserad analys av cykeltider med hjälp av maskininlärning

När sensordata finns tillgänglig kan AI användas för att upptäcka mönster och avvikelser.

6.4 Rekommendationer till företag

Utifrån studiens resultat kan följande rekommendationer ges till företag som vill arbeta mer datadrivet:

1. Inför sensorer på kritiska punkter i flödet

Utan mätpunkter saknas insikt i tidsstrukturen.

2. Arbeta systematiskt med cykeltidsdata

Analysera varje steg, inte bara total genomloppstid.

3. Identifiera flaskhalsar baserat på data inte magkänsla

Det mest tidskrävande steget styr flödets kapacitet.

4. Använd simulering när verklig data saknas

Simulering är ett effektivt verktyg i tidiga utvecklingsfaser eller när sensorer saknas.

5. Gå från reaktivt till proaktivt förbättringsarbete genom cykeltidsanalys

Kontinuerlig datainsamling gör det möjligt att upptäcka problem tidigt. Genom att analysera cykeltider kan företag kvantifiera förbättringspotential och minska genomloppstiden genom att optimera det mest tidskrävande steget.

KÄLLFÖRTECKNING

Referenslista

Digitalisering, Industry 4.0 & sensordata

Lee, J., Bagheri, B., & Kao, H. A. (2015). A cyber-physical systems architecture for Industry 4.0-based manufacturing systems. Manufacturing Letters, 3, 18–23.

Wuest, T., Weimer, D., Irgens, C., & Thoben, K.-D. (2016). Machine learning in manufacturing: Advantages, challenges, and applications. Production & Manufacturing Research, 4(1), 23–45.

Zhang, Y., Wang, L., & Gao, R. X. (2021). Data-driven smart manufacturing: Methods and applications. Journal of Manufacturing Systems, 58, 346–361.

Simulering, digitala tvillingar & observerbarhet

Kritzinger, W., Karner, M., Traar, G., Henjes, J., & Sihn, W. (2018). Digital Twin in manufacturing: A categorical literature review and classification. IFAC-PapersOnLine, 51(11), 1016–1022.

Negri, E., Fumagalli, L., & Macchi, M. (2017). A review of the roles of Digital Twin in CPS-based production systems. Procedia Manufacturing, 11, 939–948.

Tao, F., Qi, Q., Liu, A., & Kusiak, A. (2018). Data-driven smart manufacturing. Journal of Manufacturing Systems, 48, 157–169.

Cykeltider, flaskhalsar & flödesanalys

Bokrantz, J., Skoogh, A., & Berlin, C. (2017). Maintenance in digitalized manufacturing: Delineating the role of data and information. Journal of Manufacturing Technology Management, 28(8), 1103–1123.

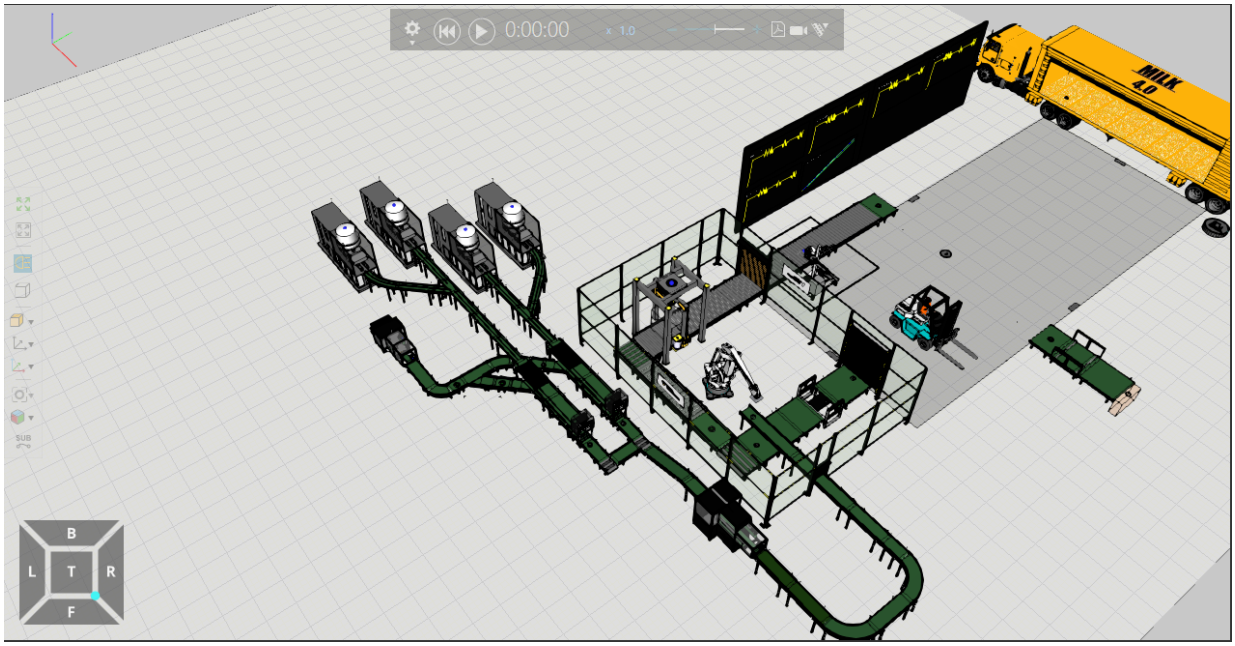
Montevechi, J. A. B., Miranda, R. C., Friend, J. D., Pinho, A. F., & Leal, F. (2010). The use of simulation to reduce variability in manufacturing systems. Journal of Simulation, 4(2), 135–146.

Roser, C., Nakano, M., & Tanaka, M. (2003). Comparison of bottleneck detection methods for manufacturing systems. International Journal of Production Research, 41(18), 4071–4086.

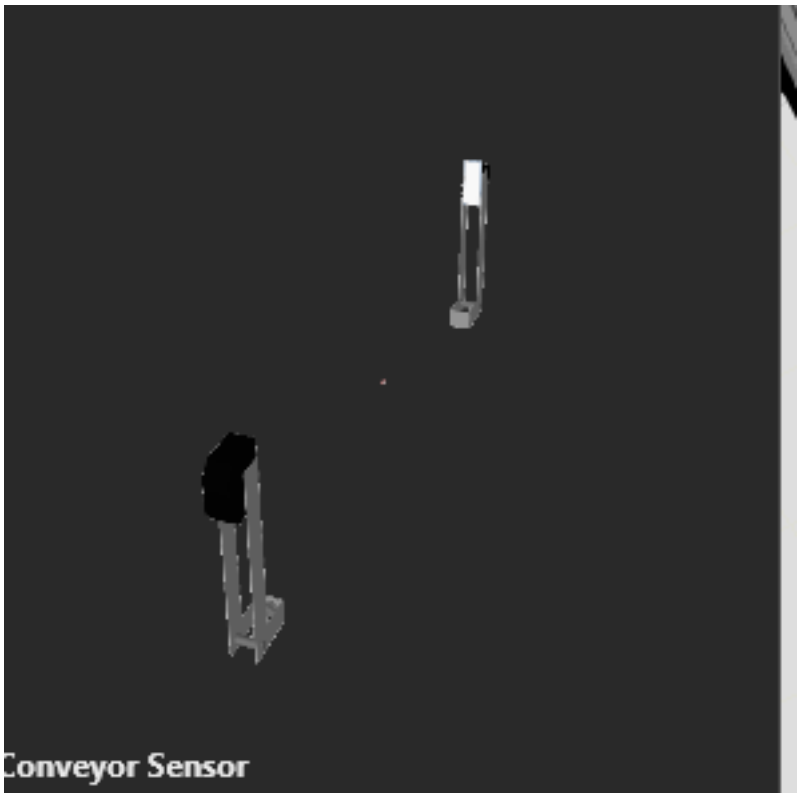
Simulerad data, variation & datainsamling

Skoogh, A., Johansson, B., & Stahre, J. (2012). Automated input data management: Evaluation of a concept for reduced time consumption in discrete event simulation. Simulation Modelling Practice and Theory, 29, 12–23.

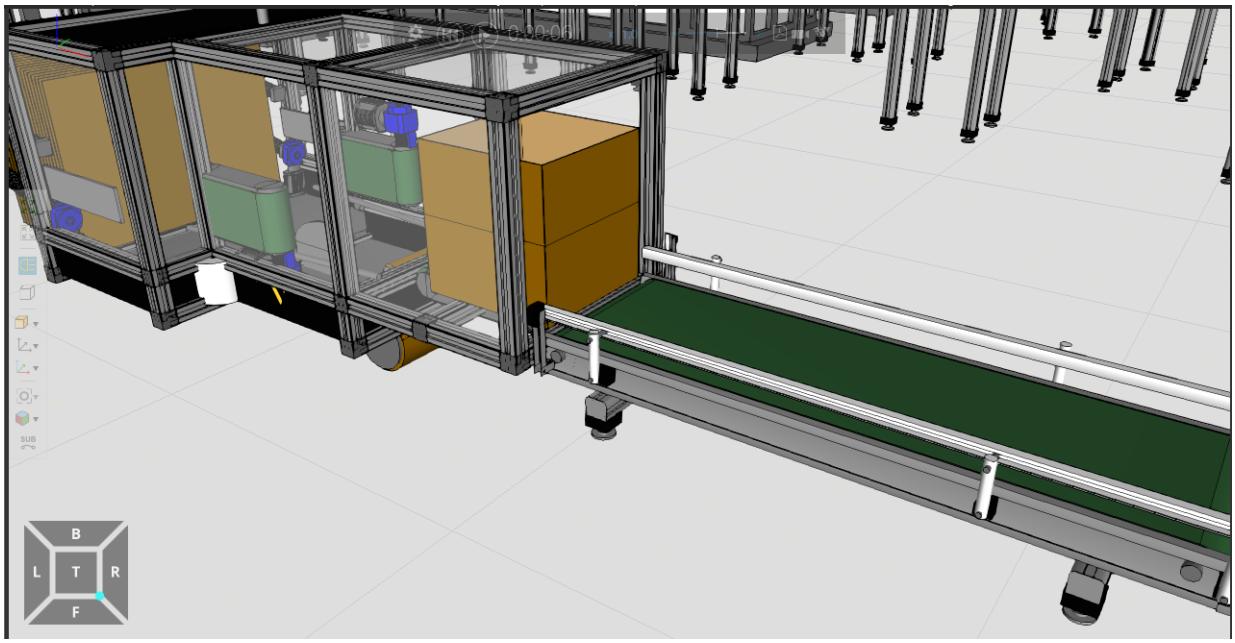
BILAGOR



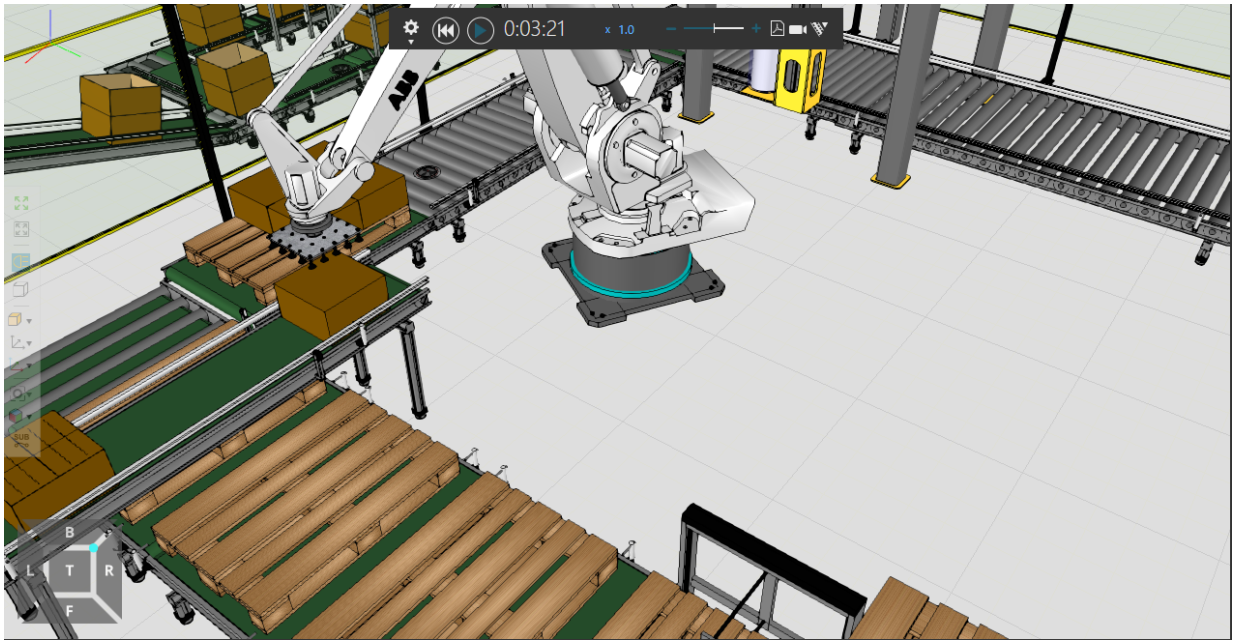
Figur 1. Översikt av Dairy Packaging-modellen i Visual Components.



Figur 2. Placering av de sju virtuella conveyorsensorerna i produktionsflödet.



Figur 3. Python-skriptet som loggar OnEntry- och OnExit-signaler i Visual Components.



Figur 4. Visualisering av objektets passage genom produktionsflödet.