

Analysis of Time-Series data According to Water Reduce Ratio and Temperature and Humidity Changes Affecting the Decrease in Compressive Strength of Concrete Using the SARIMA Model

Joon-Yong Kim*

*Professor, Dept. of IT Convergence Software, Seoul Theological University, Gyeonggi-do, Korea

[Abstract]

In this paper is one of the measures to prevent concrete collapse accidents at construction sites in advance. Analyzed based on accumulated Meteorological Agency data. It is a reliable model that confirms the prediction of the decrease rate occurrence interval, and the verification items such as p_value is 0.5 or less and $ecof$ appears in one direction through the SARIMA model, which is suitable for regular and clear time series data models, ensure reliability. Significant results were obtained. As a result of analyzing the temperature change by time zone and the water reduce ratio by section using the data secured based on such trust, the water reduce ratio is the highest in the 29-31 °C section from 12:00 to 13:00 from July to August. found to show. If a factor in the research result interval occurs using the research results, it is expected that the batch plant will produce Ready-mixed concrete that reflects the water reduce ratio at the time of designing the water-cement mixture, and prevent the decrease in concrete compressive strength due to the water reduce ratio.

▶ **Key words:** Water reduce ratio, TimeSeries Data, AR, MR, ARIMA, SARIMA

[요 약]

본 논문은 건설현장의 콘크리트 붕괴사고를 사전에 예방하기 위한 조치 중 하나로 감수율에 따른 콘크리트강도 저하에 영향을 미치는 일일 시간대별 변화와 온도의 변화를 시계열데이터로 축적된 기상청 자료를 기반으로 분석했다. 감수율 발생 구간의 예측을 확인할 신뢰성 있는 모델로 규칙적이고 명확한 시계열데이터 모델에 적합한 SARIMA모델을 통하여 p_value 는 0.5 이하, $coef$ 는 일방향으로 나타나는 등 검증 항목들이 신뢰성 확보에 유의미한 결과를 얻었다. 이러한 신뢰를 바탕으로 확보한 데이터를 이용하여 시간대별 온도변화와 구간별 감수율을 분석한 결과 7~8월, 12~13시, 29~31°C 구간이 가장 큰 감수율을 나타냄을 알 수 있다. 연구 결과를 이용하여 연구 결과 구간의 요인이 발생하면 배치플랜트에서 물-시멘트 배합설계 시 감수율을 반영한 레미콘을 생산하여 감수율에 따른 콘크리트 압축강도 저하를 예방할 수 있을 것으로 기대된다.

▶ **주제어:** 감수율, 시계열데이터, AR, MR, ARIMA, SARIMA

-
- First Author: Joon-Yong Kim, Corresponding Author: Joon-Yong Kim
 - Joon-Yong Kim (musimk@stu.ac.kr), Dept. of IT Convergence Software, Seoul Theological University
 - Received: 2022. 08. 26, Revised: 2022. 10. 04, Accepted: 2022. 10. 11.

I. Introduction

현대 사회를 살아가는 우리는 다양한 물리적 사물들을 IT정보기술과 융합시켜 각 분야에서 필요로하는 콘텐츠로 만들어 유의미하게 활용함으로써, 보다 안전하고 편리한 사회를 만들어가고 있다. 특히, 수 많은 데이터로부터 유의미한 정보를 추출하기 위한 기술은 빅데이터 분석, 인공지능 등을 기반으로 비약적인 발전을 거듭하고 있다.

그러나 이러한 IT융합사회를 물리적으로 받쳐줄 인프라인 토목, 건축물을 건설해내는 건설현장의 구조물 붕괴사고는 우리의 기대와는 다른 안타까움을 초래하고 있다.

이러한 건설현장의 붕괴사고는 건설구조물의 핵심요소 중 하나인 콘크리트 강도의 저하가 매우 중요한 비중을 차지하고 있으며, 이를 해결하기 위한 다양한 연구가 진행되었다. 문경태 외[1]와 Rahimzadeh 외[2]는 콘크리트는 물과 시멘트, 자갈을 필요로하는 강도에 맞게 혼합하여 양생을 통해 굳히는 과정을 거친다. 이 과정에서 적정한 물의 비율은 콘크리트 강도에 지대한 영향을 미친다고 하였다. 또한, 김경환 외[3]와 최윤왕 외[4]의 기존 연구에 따르면 물의 감수율에 따라 물-시멘트비가 8% 감소 시 콘크리트 강도가 20%까지 감소한다.

본 논문에서는 이러한 콘크리트 강도에 절대적 영향을 미치는 감수율 발생 요인을 사전에 예측하여 레미콘 생산 시 이를 반영함으로써 건설현장의 붕괴사고 예방에 기여하고자 한다.

감수율은 대기온도와 습도변화에 밀접한 연관이 있으므로 감수율이 많이 발생하는 7, 8월 도심구간의 기상청 데이터를 이용하여 데이터에 예측 가능한 일정한 패턴이 있는지를 시계열 분석모델인 SARIMA를 이용하여 확인한 후, 신뢰성을 확인한 동일 데이터를 분석하여 감수율로 인한 콘크리트 압축강도 저하 발생구간을 예측했다. 분석결과 7~8월, 12~13시, 29~31°C 구간에서 최대 감수율이 발생함을 확인했다.

연구 결과를 이용하면 연구결과 구간의 요인 발생시 레미콘 공장의 배치플랜트에서 물-시멘트 배합설계에 감수율을 반영하여 레미콘을 생산해 감수율에 따른 콘크리트 압축강도 저하를 예방할 수 있다.

II. Preliminaries

1. Related works

1.1 AR(Auto Rgressive) Model

조익성 외[5]와 Akaika 외[6]에 따르면 AR모델은 시계열데이터의 관측값을 이용하여 예측모델을 생성하는 것으로 다음의 식(1)과 같은 계산식에 의해 구한다.

$$y_t = \phi_0 + \phi_1 y_{t-1} + \phi_2 y_{t-2} + \dots + \phi_p y_{t-p} + \epsilon_t \quad (1)$$

y_t : t 시점의 예측값

ϕ_0 : 상수값

ϕ_p : 가중치

ϵ_t : t 시점의 오차

식(1)은 t 시점의 예측값을 t 이전 시점들로 p개의 값들로 선형결합하여 예측을 구하는 모델이다.

다음의 Fig 1은 AR모델의 패턴으로 시간에 따라 급변하는 데이터의 형태를 나타낸다.

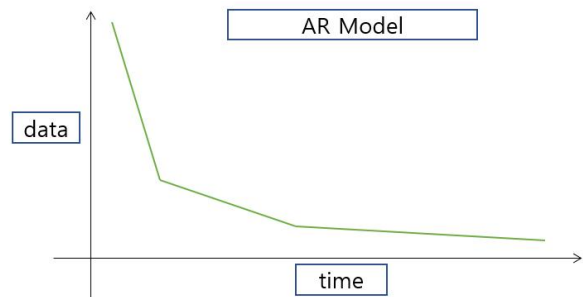


Fig. 1. AR Model

1.2 MA(Moving Average) Model

Ruisen Huang 외[7]와 Xin, Peizhe[8]의 논문에 따르면 MA모델은 과거의 예측오차를 기반으로 예측모델을 생성하는 것으로 t 시점의 예러와 이전 시점의 예러들의 선형결합에 의해 예측값을 구하는 모델로 구성식은 다음의 식(2)와 같다.

$$y_t = \theta_0 + \epsilon_t + \theta_1 \epsilon_{t-1} + \theta_2 \epsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \epsilon_{t-q} + \epsilon_t \quad (2)$$

y_t : t 시점의 예측값

θ_0 : 상수값

θ_q : 가중치

ϵ_t : t 시점의 오차

다음의 Fig 2는 MA 모델의 패턴으로 사인파 형태의 패턴을 가진 데이터로 구성된다.

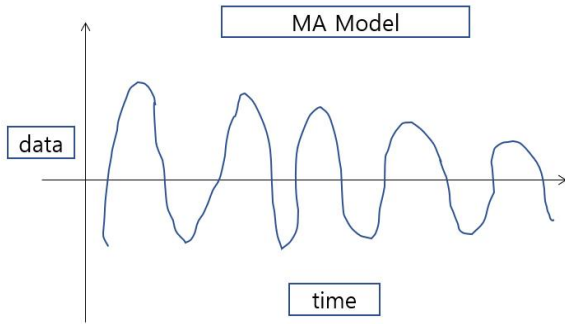


Fig. 2. MA Model

1.3 ARIMA(Autoregressive Intergrated Moving Average) Model

이수환 외[9]에 의하면 ARIMA모델은 AR과 MA모델을 기초로 만들어진 것으로 AR이나 MA모델로 분석할 수 없는 비 정상성(non-stationary)데이터를 처리할 수 있는 차분(differentiation)을 도입하여 정상성을 지닌 데이터로 변환하여 모델을 예측하는 것으로 실제 현실세계에서 발생하는 소음이 삽입된 데이터들을 예측하는데 주로 사용된다. 본 연구에서는 이러한 ARIMA모델에 주기별(seasonal) 특성을 반영하는 SARIMA모델을 이용하여 데이터의 예측과 분석에 적용하였다.

다음의 Fig 3은 ARIMA 모델로 지속적으로 감소 또는 증가하는 연속적인 데이터를 의미한다.

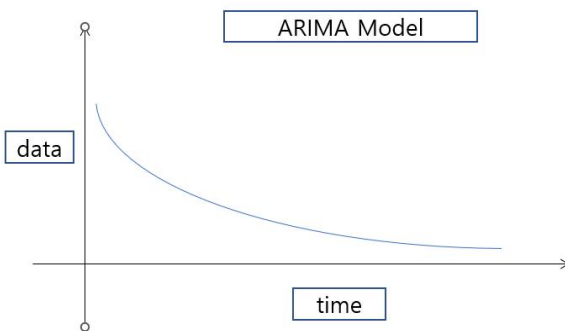


Fig. 3. ARIMA Model

1.4 SARIMA(Seasonal ARIMA) Model

정하영 외[10]와 이동현 외[11]은 ARIMA모델의 단점인 반복적 시계열 패턴에 대한 부정확한 예측을 보완한 것이 계절적 승법을 추가한 SARIMA모델이라고 하였다. Faris, Mohammed 외[12]는 다음의 식(3)을 이러한 SARIMA모델을 수식으로 나타냈다.

$$\phi_p(B)\Phi_p(B^s)(1-B)^d(1-B^s)^D Z_t = \theta_q(B)\Theta_Q(B^s)\epsilon_t \quad (3)$$

Z : 시계열데이터

Φ : 계절성 AR계수

Θ : 계절성 MA계수

김재호 외[13]와 Kumar Dubey 외[14]는 SARIMA모델은 SARIMA(p,d,q)(P,D,Q)s와 같이 표기되며 p, d, q는 ARIMA모델에서 사용되는 독립변수 갯수와 차분횟수, 파라미터 개수를 뜻한다. P, D, Q는 계절차수를 의미하고 s는 계절기간에 따른 관측값이라고 했다.

Fig 4에 나타난 SARIMA모델은 ARIMA모델에서 보이지는 지수함수형태의 패턴에 일정 주기별로 변하는 패턴이 포함된 데이터를 말한다.

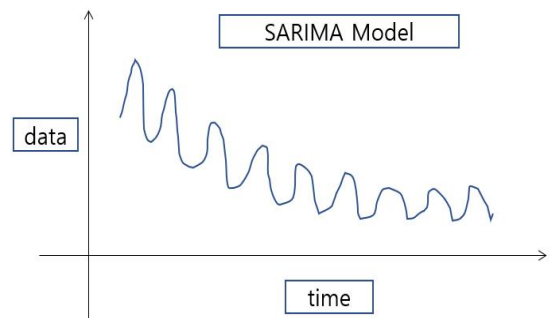


Fig. 4. SARIMA Model

III. The Proposed Scheme

본 논문은 실 발생한 상대습도 데이터를 시간대별 감수율의 변화에 따른 패턴으로 분석하고, 이것이 예측 가능한 범주에 속하는지를 판별하여 이를 바탕으로 감수율을 반영할 구간을 분석했다.

연구에 사용한 분석모델은 시계열분석에 주로 사용하는 통계학 기반의 ARIMA와 SARIMA기법과 딥러닝 기반의 RNN LSTM중 다음의 Table 1과 같은 특성에 의해 SARIMA를 선택하여 예측모델을 생성하고 분석했다.

Table 1. Time Series Model Comparison

Div	SARIMA	LSTM
Pattern	Stationary, Clear Pattern	Non-Stationary, Obscure Pattern
Evidence	Statistics, Probability	Deep Learning(RNN)
Analysis	Stationary SARIMA>LSTM	Non-Stationary LSTM>SARIMA

위의 Table 1과 같이 본 연구에서 사용한 원데이터는 일자별, 시간대별 온도와 습도의 변화를 나타낸 것으로 일정한 패턴을 보이는 형태이므로, 규칙적이고 명확한 패턴

에서 LSTM보다 정확도가 우수한 SARIMA를 선택하여 연구에 적용했다.

본 연구를 수행한 환경과 SW는 구글 코랩의 Jupyter Notebook을 기반으로, 데이터 전처리와 훈련을 위해 Pandas와 Sklearn모듈을 적용하였고, SARIMA모형을 사용하기 위하여 SARIMAX모듈과 파라미터 자동화를 위해 auto_arima모듈을 적용했다.

1. Data Set

본 논문에서 습도변화에 따른 감수율과의 상관관계를 연구하기 위한 기상자료 개방포털의 데이터셋은 다음의 Fig 5와 같다[15].

A	B	C	D	E	F	G	H	I
지점	일시	기온(°C)	0.1mm 일	0.5mm 일	풍향(16방)	풍속(m/s)	상대습도(현지기압)	
1189	2021-07-01 0:05	24.1			209	1.1	82.1	
1189	2021-07-01 0:10	24			178	1.2	82.9	
1189	2021-07-01 0:15	24			193	1.1	83.6	
1189	2021-07-01 0:20	23.8			116	1	84.4	
1189	2021-07-01 0:25	23.6			184	1	85.4	
1189	2021-07-01 0:30	23.7			176	0.9	85.7	
1189	2021-07-01 0:35	23.6			117	0.8	85.8	
1189	2021-07-01 0:40	23.5			206	0.9	86.1	
1189	2021-07-01 0:45	23.5			103	0.7	86	
1189	2021-07-01 0:50	23.5			304	1	86	
1189	2021-07-01 0:55	23.6			197	1.2	85.4	
1189	2021-07-01 1:00	23.6			190	0.9	85.2	

Fig. 5. Raw Data

데이터는 기상청 기상자료 개방포털의 서울 영등포지역 기상관측자료로 구성되어 있으며, 습도변화가 가장 큰 7, 8월을 대상으로 일 별 5분 단위로 온도, 풍량, 풍속, 상대습도를 관측한 것을 대상으로 선택했다.

연구에 적용할 가설을 다음과 같다.

가. 건설공사의 레미콘타설 규정에 의해 레미콘의 배치 플랜트에서 현장도착 타설시까지 1시간을 넘지 않도록 관리하므로 1시간 단위로 데이터 추출했다.

나. 시간단위로 습도의 변화를 구하여 시간 경과에 따른 습도의 감수율을 산정했다.

나-1. 감수율은 다음의 식(4)에 의해 산출된 것으로 시간대별로 추출한 상대습도를 이용했다.

$$W_R_ratio = \left(\frac{h_n - h_{n-1}}{h_{n-1}} \right) \times 100 \quad (4)$$

W_R_ratio : 감수율(%)

h_n : n시점의 상대습도(%)

h_{n-1} : n-1시점의 상대습도(%)

다. 믹서트럭을 이용하여 운반하므로 풍속과 풍량의 영향은 배제되므로 데이터에서 제외한다.

다음의 Fig 6은 위의 가설을 반영하여 예측모델에 사용할 데이터를 추출, 정제한 것으로 1,490개로 구성했다.

time	temp	humidity	W_R_ratio
2021-07-01 00:05:00	24.1	82.1	3.9
2021-07-01 01:00:00	23.6	85.2	3.8
2021-07-01 02:00:00	23.0	88.1	3.4
2021-07-01 03:00:00	22.6	88.7	0.7
2021-07-01 04:00:00	23.1	84.7	-4.5
...
2021-08-31 19:00:00	18.5	92.1	-0.8
2021-08-31 20:00:00	18.6	91.9	-0.2
2021-08-31 21:00:00	18.7	93.6	1.8
2021-08-31 22:00:00	19.0	94.4	0.9
2021-08-31 23:00:00	19.0	95.0	0.6

1490 rows × 3 columns

Fig. 6. Data Extract

위의 Fig 6에서 추가한 감수율(W_R_ratio)은 전 시간대와 현 시간대의 습도변화를 백분율로 산정한 것으로, 온도와 감수율을 이용하여 본 연구에서 필요로하는 예측과 분석에 사용키 위해 정제 것이다.

2. Predict Modeling

다음의 Fig 7은 시간대별 온도, 습도, 감수율의 변화 그래프이다.

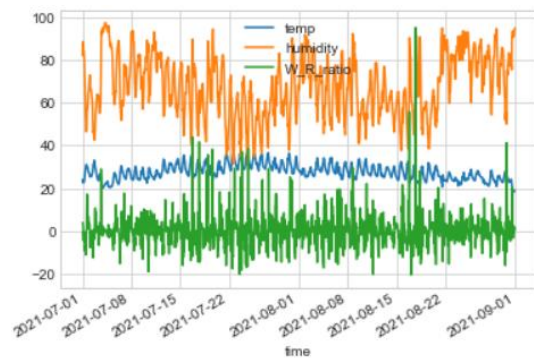


Fig. 7. Data Chang Graph

위의 Fig 7에서 확인한 것과 같이 3가지 요소 모두가 어느정도 일정한 패턴을 보이고 있으나, 연구에서 사용할 감수율 패턴은 평균은 일정하나, 분산이 다소 불안정한 형

태를 띠고 있음이 확인됐다.

SARIMA 모델을 적용하기 위해서는 정상프로세스의 데이터가 필요하므로 분산이 발생한 원데이터에 차분(Differentiation)을 적용하여 정상프로세스로 변화시켰다. 다음의 식(5)는 차분과정을 수식화한 것이다.

$$Y_t = X_t - X_{t-1} \quad (5)$$

Y_t : 차분 값

X_t : t시점의 데이터

X_{t-1} : t-1시점의 데이터

다음의 Table 2는 t 시점의 감수율과 t-1 시점의 감수율을 차분한 결과이다.

Table 2. Differentiation Result

X_t	X_{t-1}	Y_t
3.9	-	-
3.8	3.9	-0.1
3.4	3.8	-0.4
0.7	3.4	-2.7
-4.5	0.7	-5.2
-	-	-
-	-	-

다음의 Fig 8은 위의 식을 프로그램을 이용하여 전처리한 결과이고, Fig 9는 이를 시각화한 것이다.

```
Raw Data
      time
2021-07-01 00:05:00    3.9
2021-07-01 01:00:00    3.8
2021-07-01 02:00:00    3.4
2021-07-01 03:00:00    0.7
2021-07-01 04:00:00   -4.5
...
2021-08-19 10:00:00   -5.7
2021-08-19 11:00:00   -0.6
2021-08-19 12:00:00  -10.7
2021-08-19 13:00:00   -2.7
2021-08-19 14:00:00   -8.4

[1192 rows x 1 columns]
Differenced Data
      time
2021-07-01 01:00:00   -0.1
2021-07-01 02:00:00   -0.4
2021-07-01 03:00:00   -2.7
2021-07-01 04:00:00   -5.2
2021-07-01 05:00:00    4.4
...
2021-08-19 10:00:00   -1.0
2021-08-19 11:00:00    5.1
2021-08-19 12:00:00  -10.1
2021-08-19 13:00:00    8.0
2021-08-19 14:00:00   -5.7
Name: W_R_ratio, Length: 1191, dtype: float64
```

Fig. 8. Differentiation Process



Fig. 9. Differentiation Graph Before and After

위의 Fig 8은 데이터를 차분한 과정을 나타낸 것이고, Fig 9는 차분결과에 의한 원데이터와 차분데이터를 그래프로 나타낸 것으로 분산이 불안정한 원데이터가 안정적으로 변화됐음을 알 수 있다.

전처리된 데이터는 일별로 변화를 보이는 패턴을 보이므로 24시간 주기로 변화하는 모델로 해석할 수 있다. 이를 효과적으로 구현하기 위하여 ARIMA에 Seasonal 파라미터를 적용한 SARIMA 모델로 예측모형을 형성하여 데이터의 패턴을 예측했다.

다음의 Table 3은 위에서 산출된 상대습도와 감수율 그리고 차분 결과이다.

Table 3. Humidity, Water_R_ratio and Differentiation Result

Humidity	Water_R_ratio	Differentiation
82.1	3.9	-
85.2	3.8	-0.1
88.1	3.4	-0.4
88.7	0.7	-2.7
84.7	-4.5	-5.2
-	-	-
-	-	-

상대습도는 기상청 데이터센터에서 원데이터로 가져온 값이고, 감수율은 식(4)에 의해 전시간대와 현시간대의 상대 습도 변화를 백분율로 환산한 값이다. 차분 값은 식(5)와 같이 SARIMA 모델을 적용키 위해 원데이터를 정상프로세스로 전처리한 것으로 현시점과 이전시점의 차를 구한 것이다.

3. Predict & Verification

다음의 Fig 10은 모델에 적용할 파라미터를 자동으로 추출하는 과정을 설계하고 구현한 것이다.

```

auto_arima_model = auto_arima(train_data, start_p=1, start_q=1, max_p=3, max_q=3, m=24, seasonal=True,
                              d=1, D=1, max_P=3, max_Q=3,
                              trace=True,
                              error_action='ignore',
                              suppress_warnings=True,
                              stepwise=False)
ARIMA(0,1,1)(0,1,3)[24] : AIC=inf, Time=89.20 sec
ARIMA(0,1,1)(1,1,0)[24] : AIC=inf, Time=9.49 sec
ARIMA(0,1,1)(1,1,1)[24] : AIC=inf, Time=18.68 sec
ARIMA(0,1,1)(1,1,2)[24] : AIC=inf, Time=60.84 sec
ARIMA(0,1,1)(1,1,3)[24] : AIC=inf, Time=127.16 sec
ARIMA(0,1,1)(2,1,0)[24] : AIC=inf, Time=28.38 sec
ARIMA(0,1,1)(2,1,1)[24] : AIC=inf, Time=59.57 sec
ARIMA(0,1,1)(2,1,2)[24] : AIC=inf, Time=74.66 sec
ARIMA(0,1,1)(3,1,0)[24] : AIC=inf, Time=89.65 sec
ARIMA(0,1,1)(3,1,1)[24] : AIC=inf, Time=93.96 sec
ARIMA(0,1,2)(0,1,0)[24] : AIC=inf, Time=1.64 sec
ARIMA(0,1,2)(0,1,1)[24] : AIC=inf, Time=12.26 sec
ARIMA(0,1,2)(0,1,2)[24] : AIC=inf, Time=76.63 sec
ARIMA(0,1,2)(0,1,3)[24] : AIC=inf, Time=108.25 sec
ARIMA(0,1,2)(1,1,0)[24] : AIC=inf, Time=10.87 sec
ARIMA(0,1,2)(1,1,1)[24] : AIC=inf, Time=21.10 sec
ARIMA(0,1,2)(1,1,2)[24] : AIC=inf, Time=76.24 sec
ARIMA(0,1,2)(2,1,0)[24] : AIC=inf, Time=81.37 sec
ARIMA(0,1,2)(2,1,1)[24] : AIC=inf, Time=87.82 sec
ARIMA(0,1,2)(3,1,0)[24] : AIC=inf, Time=108.52 sec
    
```

Fig. 10. SARIMA Modeling & Implement

파라미터를 자동으로 조정시키기 위해 auto_arima를 이용하였고 24시간 주기 패턴을 적용키위해 m값을 24로 설정 하였으며, seasonal을 활성화하여 모델을 훈련시켰다.

다음의 Fig 11은 모델의 결과를 출력한 것으로 각종 지표에 의해 모델이 정상적으로 작동했음이 확인된다.

SARIMAX Results						
Dep. Variable:	y	No. Observations:	1192			
Model:	SARIMAX(3, 1, 0)	Log Likelihood	-4205.908			
Date:	Fri, 05 Aug 2022	AIC	8421.816			
Time:	13:22:21	BIC	8447.228			
Sample:	0	HQIC	8431.392			
			- 1192			
Covariance Type:	opg					
	coef	std err	z	P> z 	[0.025	0.975]
intercept	-0.0173	0.273	-0.064	0.949	-0.552	0.517
ar.L1	-0.6242	0.013	-46.635	0.000	-0.650	-0.598
ar.L2	-0.3626	0.018	-20.081	0.000	-0.398	-0.327
ar.L3	-0.1674	0.016	-10.548	0.000	-0.199	-0.136
sigma2	68.3421	1.002	68.232	0.000	66.379	70.305
Ljung-Box (Q):	155.05	Jarque-Bera (JB):	16070.80			
Prob(Q):	0.00	Prob(JB):	0.00			
Heteroskedasticity (H):	2.49	Skew:	1.74			
Prob(H) (two-sided):	0.00	Kurtosis:	20.66			

Fig. 11. SARIMA Model Result

위의 결과에서 모델의 신뢰를 확인할 가장 큰 요소인 P>|z|는 기준 값인 0.5이하로 나타났으며, coef도 한 방향으로 일정한 추이를 보인다. 이러한 결과로 본 연구에서 사용한 시계열데이터는 SARIMA모델로 예측이 가능함을 확인했다.

이 결과를 근거로 데이터의 20%를 예측한 결과는 다음의 Fig 12와 같다.

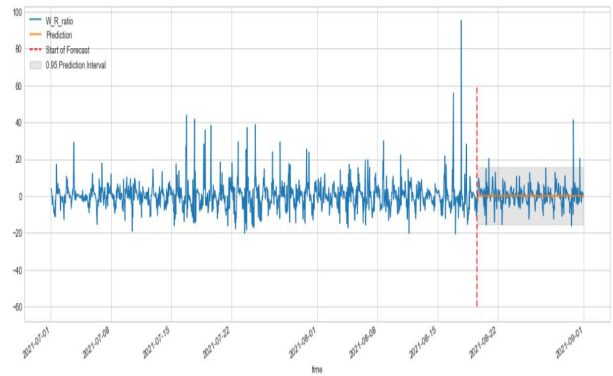


Fig. 12. SARIMA Prediction Result

위의 그림에서 전체 데이터의 20%에 대한 예측결과가 95%의 정확도 구간 내에 있음이 확인되어 전처리된 데이터가 시계열패턴으로 적합함이 확인됐다.

4. Evaluation & Analysis

모델 검증을 통해, 본 연구에 적용한 시계열데이터를 SARIMA 예측모델로 검증한 결과 p-value는 0.5이하로 coef는 일정방향으로 수렴하는 등 신뢰성을 가진 데이터임을 확인했다.

검증된 데이터를 이용해 콘크리트 압축강도 저하를 유발하는 레미콘 감수율이 발생하는 일일 시간대별 감수율과 온도변화에 따른 감수율을 다음의 Table 4, Table 5와 같이 구하였다.

Table 4. Change of Water Reduce Ratio by Time

Time (Hr)	W_R_ratio		
	5% ↑ (ea)	10% ↑ (ea)	15% ↑ (ea)
7	22	3	-
8	28	5	-
9	28	8	2
10	25	8	-
11	29	8	-
12	30	13	2
13	23	10	2
14	23	5	2
15	16	8	1
16	9	2	1
17	3	-	-
18	6	1	-

위의 Table 2는 시간대별 감수율의 변화를 측정한 것이다.

- Time : 레미콘운반차량 운행시간(오전 7시~ 오후 6시)
- W_R_ratio : 7월1일에서 8월31일까지 시간대별 감수율 발생횟수(5%이상, 10%이상, 15%이상 3개 구간으로 구분)

위의 Table 4에서 확인 결과 12시에 감수율이 5%, 10%, 15%이상 구간에서 30회, 23회, 2회로 구간별에서 가장 큰 빈도로 연속해서 발생했다. 또한, 13시에서는 감수율 10%, 15% 구간에서 연속으로 두 번째로 큰 감수 횟수가 확인됐다. 여타의 다른 구간에서는 불연속적인 이산적 데이터가 발생하여 12시와 13시 구간에서 가장 큰 감수율이 발생함을 확인했다.

Table 5. Change of Water Reduce Ratio by Temperature

Temp (°C)	W_R_ratio		
	5% ↑ (ea)	10% ↑ (ea)	15% ↑ (ea)
21	1	-	-
22	1	-	-
23	1	-	-
24	12	3	1
25	16	2	-
26	15	5	1
27	27	6	2
28	27	2	1
29	33	10	-
30	24	9	1
31	28	10	1
32	18	5	1
33	13	4	-
34	12	6	2
35	5	3	-
36	8	5	3
37	1	1	1

위의 Table 5는 온도변화에 따른 감수율을 나타낸 것으로, Table 4의 분석과 동일한 방법을 적용한 결과 29°C 구간에서 2구간 연속으로 33회, 10회의 감수횟수가 발생했고, 30°C 구간에서도 2구간 연속으로 9회, 1회의 감수 횟수가 발생하였으며, 31°C 구간에서는 3구간에 걸쳐 연속으로 28회, 10회, 1회의 감수횟수가 발생했다.

이상과 같이 본 연구의 분석결과 7~8월, 12~13시, 29~31°C 구간에서 가장 큰 감수율이 발생함을 확인하였다.

이는 김경환[3]과 최윤왕[4]의 논문에서 확인한 감수율 8% 감소 시 콘크리트 강도가 20%까지 발생한다는 실험실의 결과를 현실의 건설현장 환경에서 확인한 것으로, 본 연구의 분석결과를 이용하여 콘크리트 강도저하에 영향을 끼치는 감수율 해당구간 발생시 공장에서 출하하는 레미콘의 물-시멘트비를 감수율을 반영하여 재설계, 생산함으로써 감수율에 따른 콘크리트 압축강도의 저하를 사전에 예방하는 효과를 얻을 수 있다.

IV. Conclusions

본 논문은 감수율에 따른 콘크리트강도 저하에 영향을 미치는 일일 시간대별 변화와 온도의 변화를 시계열데이터로 축적된 기상청 자료를 기반으로 분석했다.

감수율 발생 구간의 예측을 확인할 신뢰성 있는 모델로 규칙적이고 명확한 시계열데이터 모델에 적합한 SARIMA 모델을 통하여 p_value는 0.5 이하, coef는 일방향으로 나타나는 등 검증 항목들이 신뢰성 확보에 유의미한 결과를 얻었다.

이러한 신뢰를 바탕으로 확보한 데이터를 이용하여 시간대별 온도변화와 구간별 감수율을 분석한 결과 7~8월, 12~13시, 29~31°C구간이 가장 큰 감수율을 나타냄을 알 수 있다.

연구 결과를 이용하여 연구결과 구간의 요인이 발생하면 배치플랜트에서 물-시멘트 배합설계시 감수율을 반영한 레미콘을 생산하여 감수율에 따른 콘크리트 압축강도 저하를 예방할 수 있다.

향후 데이터를 최근 3년 간 일자별 데이터로 확대하여 보다 유의미한 예측결과를 분석해냄과 동시에, 실 제품 출하시 콘크리트 타설현장에서 발생하는 데이터를 수집하여 비교분석하는 연구가 지속적으로 이어져야 할 것이다.

ACKNOWLEDGEMENT

This study was supported by the Research Program funded by the Seoul Theological University.

REFERENCES

- [1] Moon, Kyoungtae, Park, Sangyeol, Kim, Seungeun, "Compressive Strength of Concrete due to Moisture Conditions of Recycled Coarse Aggregates and Curing Conditions", JOURNAL OF THE KOREAN SOCIETY OF CIVIL ENGINEERS, 39(4), 485-492, 2019, DOI: <https://doi.org/10.12652/Ksce.2019.39.4.0485>
- [2] Rahimzadeh, Chiya Y., Ahmed Salih, and Azeez A. Barzinjy, "Systematic Multiscale Models to Predict the Compressive Strength of Cement Paste as a Function of Microsilica and Nanosilica Contents, Water/Cement Ratio, and Curing Ages." Sustainability, (14.3), 1723, 2022, .<https://doi.org/10.3390/su14031723>

- [3] Kyung-Hwan Kim, Sung-Rok Oh, Wook Choi, Yun-Wang Choi, "A Study on the Relationship between Compressive Strength and Water-Cement Ratio According to Water Reducing Ratio", Journal of the Korea Concrete Institute, Vol. 26, No 5, pp. 591-598, October. 2014, <http://dx.doi.org/10.4334/JKCI.2014.26.5.591>
- [4] Choi, Yun Wang, Oh, Sung Rok, Park, Man Seok, Choi, Byung Keol, Park, Sung Hak, Kim, Kyung Hwan, "An Experimental Study on the Compressive Strength of Concrete according to Water Reducing Performance", Journal of the Korea Concrete Institute, pp241-242, May, 2014, <https://www.dbpia.co.kr/pdf/pdfView.do?nodeId=NODE06084848>
- [5] Ik-sung Cho, Hyeog-soong Kwon, Joo-man Kim, Seon-jong Kim, "Feature Extraction based on Auto Regressive Modeling and an Premature Contraction Arrhythmia Classification using Support Vector Machine". Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering, 23(2), pp117-126, 2019, <http://doi.org/10.6109/jkiice.2019.23.2.117>
- [6] Akaike, Hirotugu. "Autoregressive model fitting for control." Selected Papers of Hirotugu Akaike. Springer, New York, NY, pp153-170, 1998, https://doi.org/10.1007/978-1-4612-1694-0_12
- [7] Ruisen Huang, Dalin Yang, Kunqiang Qing, Keum-Shik Hong, "Online Motion-Artifact Removal in fNIRS Signals: Combined Square-Root Cubature Kalman Filter and Weighted Moving Average Model Approach", Journal of Institute of Control Robotics and Systems, pp658-663, Oct. 2020, <https://doi.org/10.23919/iccas50221.2020.9268412>
- [8] Xin, Peizhe, et al. "Probability distribution of wind power volatility based on the moving average method and improved nonparametric kernel density estimation." Global Energy Interconnection 3.3, pp247-258, June. 2020, <https://doi.org/10.1016/j.gloi.2020.07.006>
- [9] Suhwan Lee, Hyeonji Hong, Jisoo Park, Eunseop Yeom, "Real-time SCR-HP(Selective catalytic reduction ? high pressure) valve temperature collection and failure prediction using ARIMA", Journal of The Korean Society of Visualization, 19(1), pp62-67, April. 2021, <http://dx.doi.org/10.5407/jksv.2021.19.1.062>
- [10] Ha-Young Jeong, Seok-Hoon Hong, Jae-Sung Jeon, Su-Chang Lim, Jong-Chan Kim, Hyung-Wook Park, Chul-Young Park, "A Research of Prediction of Photovoltaic Power using SARIMA Model", Journal of Korea Multimedia Society, 25(1), pp82-91, Jane. 2022, <https://doi.org/10.9717/kmms.2022.25.1.08>
- [11] D. Lee, A. Jung, J. Kim, C. Kim, H. Kim, and Y. Lee, "Solar Power Generation Forecast Model Using Seasonal ARIMA," Journal of the Korean Solar Energy Society, Vol. 39, No.3, pp. 59-66, 2019, <https://doi.org/10.7836/kses.2019.39.3.059>
- [12] Farsi, Mohammed, et al, "Parallel genetic algorithms for optimizing the SARIMA model for better forecasting of the NCDC weather data", Alexandria Engineering Journal, 60.1, 1299-1316, Feb. 2021, <https://doi.org/10.1016/j.aej.2020.10.052>
- [13] Jae-Ho Kim, Jang-Young Kim, "Prediction of Covid-19 confirmed number of cases using SARIMA model", Journal of the Korea Institute of Information and Communication Engineering, 26(1), pp58-63, 2021, <http://doi.org/10.6109/jkiice.2022.26.1.58>
- [14] Dubey, Ashutosh Kumar, et al, "Study and analysis of SARIMA and LSTM in forecasting time series data." Sustainable Energy Technologies and Assessments 47, 101474, 2021, <https://doi.org/10.1016/j.seta.2021.101474>
- [15] Korea Meteorological Administration, <https://data.kma.go.kr/data/grnd/selectAwosRltnList.do?pgmNo=638&tabNo=1>

Authors



Joon-Yong Kim received the B.S. degrees in Civil Engineering from SungKyunKwan University, Korea, in 1985. Then received the M.S. and Ph.D. degrees in Computer Science and Engineering from KongJu National

University, Korea, in 2013 and 2018, respectively. Dr. Kim joined the faculty of the Department of IT Convergence Software at Seoul Theological University, Gyeonggi-do, Korea, in 2020. He is currently a Professor in the Department of IT Convergence Software, Seoul Theological University. He is interested in Machine Learning, Auto ML, and AI.