



[2022-3-WD-002]

Effective markov transition matrix를 이용한 풍속예측 및 MCP 모델과 비교

강민상¹⁾ · 손은국^{2)*} · 이진재³⁾ · 강승진⁴⁾

Accurate Wind Speed Prediction Using Effective Markov Transition Matrix and Comparison with Other MCP Models

Minsang Kang¹⁾ · Eunkuk Son^{2)*} · Jinjae Lee³⁾ · Seungjin Kang⁴⁾

Received 10 January 2022 Revised 11 February 2022 Accepted 23 February 2022 Published online 15 March 2022

ABSTRACT This paper presents an effective Markov transition matrix (EMTM), which will be used to calculate the wind speed at the target site in a wind farm to accurately predict wind energy production. The existing MTS prediction method using a Markov transition matrix (MTM) exhibits a limitation where significant prediction variations are observed owing to random selection errors and its bin width. The proposed method selects the effective states of the MTM and refines its bin width to reduce the error of random selection during a gap filling procedure in MTS. The EMTM reduces the level of variation in the repeated prediction of wind speed by using the coefficient of variations and range of variations. In a case study, MTS exhibited better performance than other MCP models when EMTM was applied to estimate a one-day wind speed, by using mean relative and root mean square errors.

Key words Wind speed prediction(풍속 예측), Measure-correlate-predict(측정-상관-예측), Matrix time series(행렬 시계열), Markov transition matrix(마르코프 전이 행렬), Markov-based reconstruction mechanism(마르코프 기반 재구성 원리)

Nomenclature

 σ_v : standard deviation of the wind speed, m/s \bar{v} : mean wind speed, m/s v_i : measured wind speed, m/s $v_{i,pred.}$: predicted wind speed, m/s

1) Technician, Wind Energy Research Team, Korea Institute of Energy Research

2) Senior Researcher, Wind Energy Research Team, Korea Institute of Energy Research

3) Technician, Wind Energy Research Team, Korea Institute of Energy Research

4) Senior Technician, Wind Energy Research Team, Korea Institute of Energy Research

*Corresponding author: eunkuk.son@kier.re.kr

Tel: +82-64-800-2334 Fax: +82-64-805-2203

Subscript

MCP : measure-correlate-predict

MTS : matrix time series

MTM : markov transition matrix

EMTM : effective markov transition matrix

MRE : mean relative error

RMSE : root mean square error

JPD : joint probability distribution
 CDF : cumulative probability density function
 CV : coefficient of variation

1. 서론

풍력자원 분석 분야는 일반적으로 풍력발전단지 개발 전, 수집된 기상자료를 통한 연간에너지생산량 추정 및 경제성 분석에 활용된다.^[1] 특히 풍력자원 분석 분야에서 사용되는 MCP방법은 연간 변동성이 큰 풍력자원 분석의 예측 불확실성을 줄이기 위해 장기 데이터 보정(Long-term correction)을 수행하거나 측정기간 중 이슈발생으로 인한 데이터 손실(Data loss) 구간의 데이터를 보완하기 위하여 수행한다.^[2]

MCP 관련하여 많은 선행 연구가 20년 이상 이루어지고 있으며 그간 다루어진 MCP 모델들은 데이터간의 선형회귀(Linear regression)를 이용한 방법, 풍향 bin별 풍향변화에 따라 풍속 가중치를 적용한 matrix 방법, 데이터간의 표준편차의 비(Variation Ratio)를 이용한 방법 등이 있으나 기존의 모델들은 계절적 특성이 반영되지 않으며, 특히 선형회귀 방법에서는 예측 풍속의 시계열 변화가 실제보다 작게 예측되는 한계를 갖는다.^[3]

그 외로 최근에는 확률론적 방법(probabilistic method)을 적용한 연구도 다루어지고 있으며,^[4] 특히 확률론적 방법에 따라 확률 밀도 함수(Probability density function)를 이용한 연구사례에서는 제시하는 방법이 타 MCP 모델보다 예측 정확도가 높은 것으로 분석되었다.^[5]

이와 관련하여 확률론적 방법에 따라 데이터간의 확률적 분포(Joint Probability Distribution)와 데이터의 전이특성을 분석하는 마르코프 기반 재구성 원리(Markov-based reconstruction mechanism)를 이용한 MCP 모델로 MTS 방법이 일반적으로 활용되고 있다. 하지만 기존 MTS 방법은 데이터 예측을 위하여 마르코프 기반 재구성 원리에 따른 MTM의 랜덤알고리즘의 한계로 인하여 데이터 예측에 대한 불확실성이 크게 발생하는 한계를 갖고 있다.

따라서 본 연구에서는 기존 MTS 방법이 갖고 있는 데이터 예측 불확실성의 한계를 극복하기 위하여 마르코프 기

반 재구성 원리를 개선한 EMTM을 제시하고, 이를 이용한 풍속예측 및 검증을 수행하였다.

2. 풍속예측

2.1 풍속예측 및 검증방법

본 연구는 Fig. 1의 절차에 따라 수행하였으며, MTS를 이용한 풍속예측 시, 기존 MTM을 이용한 예측 결과와 MTS 방법을 개선한 EMTM 방법을 이용한 결과를 각각 도출하였다.

그리고 MTM 및 EMTM을 이용한 MTS 예측결과를 기존의 다른 MCP 모델을 이용한 예측결과와 서로 비교함으로써 개선한 MTS 예측방법을 검증하였다.

비교 검증을 위한 결과값 비교 시, 실제 측정값과의 상관 계수(Correlation coefficient), 평균 상대 편차(MRE), 평균 제곱근 편차(RMSE)의 항목을 이용하여 비교분석을 수행하였다.^[6]

2.2 분석데이터 현황

본 연구를 위하여 Fig. 2와 같이 제주도 동북부 해안인 근에 설치된 두 곳의 기상 측정탑에서 측정된 데이터를 기

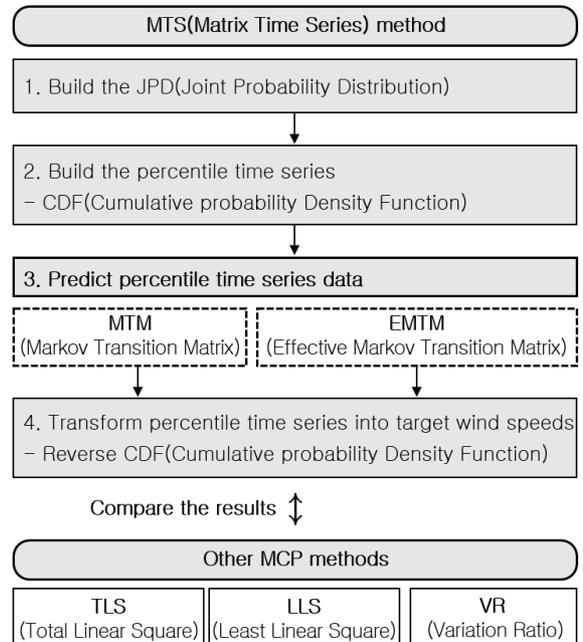


Fig. 1. The procedure of MTS method and validation

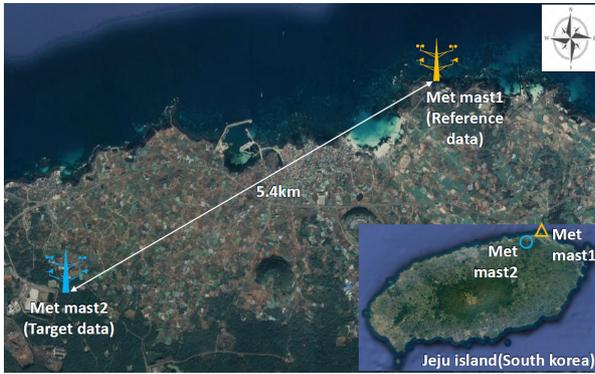


Fig. 2. The locations of Met mast1 and Met mast2

Table 1. The specifications of Met masts

Contents		Met mast1 (Reference data)	Met mast2 (Target data)
Coordination (UTM)		E, 292, 592 N, 3, 716, 177	E, 287, 808 N, 3, 713, 625
Anemometer	Type	Thies 1st class advanced	Thies 1st class advanced
	Height (m)	100	80
	R	0.936 (correlation coefficient)	
Wind vane	Type	Thies 1st class	Thies 1st class
	Height (m)	96	76
	R	0.842 (correlation coefficient)	
Data period (1year)	2019.1.1.~ 2019.12.31	2019.1.1.~ 2019.12.31	

준데이터(Reference data) 및 목표데이터(Target data)로 설정하여 분석하였다.

활용한 기상 측정탑의 사양 및 데이터 현황은 Table 1과 같다.

1년간의 계측데이터를 활용하였으며, 풍속 데이터간의 데이터 상관계수는 약 0.936으로 분석되었고 풍향 데이터간의 데이터 상관계수는 약 0.842로 분석되었다.

두 지점간의 풍속 및 풍향데이터의 상관계수는 0.8이상 이므로 MCP 모델을 활용하여 신뢰성 있는 데이터 예측이 가능할 것으로 판단하였다.^[7]

2.3 MTS 절차

MTS 분석을 위해 계측된 데이터를 이용하여 Fig. 1의 ‘MTS(Matrix Time Series) method’ 절차 내 1~4단계까

지 분석을 수행하였고,^[8] 이에 대한 상세한 설명 및 절차는 아래와 같다.

MTS 분석 시, 데이터 계측 지점의 주변 지형 및 장애물 등으로 인한 바람 유동영향을 고려하기 위하여 360° 측정 전방위각을 정북 방향 0°를 기준으로 하여 30° 간격으로 Fig. 3과 같이 측정영역을 구분하였다. 각 측정영역의 크기는 계측데이터 부족으로 인한 분석 오류를 최소화 할 수 있도록 30°로 하였다.

MTS 분석을 위한 1단계로 기준 풍속과 목표 풍속의 풍속데이터의 재현성(Occurrences)을 고려하여 결합 확률 분포(JPD)를 구한다.

예를 들어 Fig. 4의 측정영역 11(285°~315°)에서의 결합 확률 분포를 보면 기준 풍속과 목표 풍속을 1 m/s~50

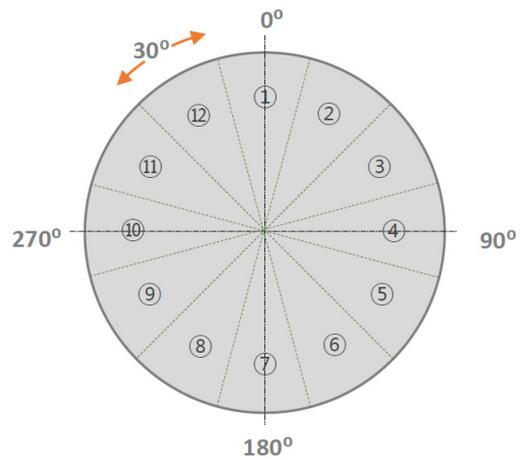


Fig. 3. The 12 divisions of measurement sector

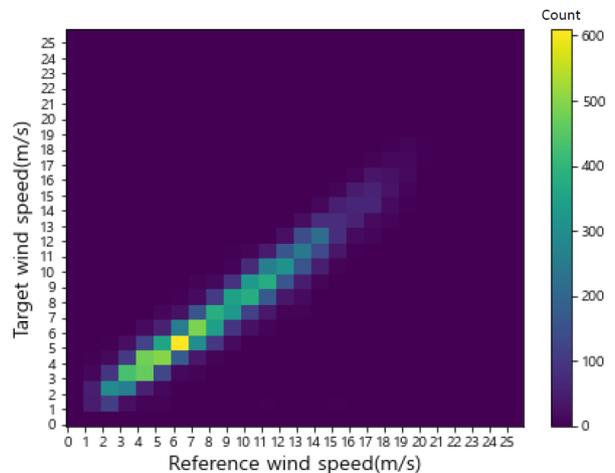


Fig. 4. JPD for measurement sector11 (285°~315°)

m/s까지 1 m/s간격으로 분류하였을 때, 기준 풍속 6m/s에서 목표 풍속은 2 m/s~8 m/s범위로 계측되었으며 목표 풍속 6 m/s에서 가장 많은 610 개의 데이터가 계측되었다. 이와 같이 각 방위각별로 총 12 개의 결합 확률 분포를 구하였다.

다음 2단계로 목표 풍속을 풍속 백분위 데이터로 변환하여야 한다. 이를 위해 앞서 구한 측정영역별 결합 확률 분포를 이용하여, Fig. 5와 같이 Fig. 3의 측정영역 11 내에서 기준 풍속 5 m/s에 대해 목표 풍속이 발생할 확률을 누적 확률 밀도 함수(CDF)로 도출 한다.

누적 확률 밀도 함수는 각 측정영역 당 기준 풍속 0 m/s ~50 m/s에 대하여 51개의 누적 확률 밀도 함수를 구하였고, 총 612개의 누적 확률 밀도 함수를 구하였다.

이를 이용하여 계측기간 중의 목표 풍속을 풍속 백분위 데이터로 변환한다. Fig. 6은 계측 기간 중에 일부인 19.01.01. 07:50~19:20까지 기간에 대하여 계측된 기준풍속 및 측정영역을 고려하여 앞서 구한 612개의 누적 확률 밀도 함수 중 해당 누적 확률 밀도 함수에 따라 풍속 백분위 데이터로 변환한 결과이다.

다음 3단계로 풍속 예측이 필요한 구간에 대하여 풍속 백분위 데이터를 생성한다. 이를 위해 마르코프 기반 재

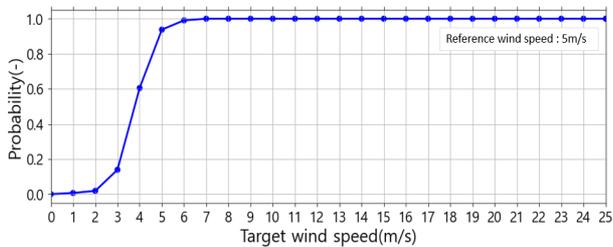


Fig. 5. The result of the CDF for sector11 (285°~315°) at reference wind speed 5 m/s

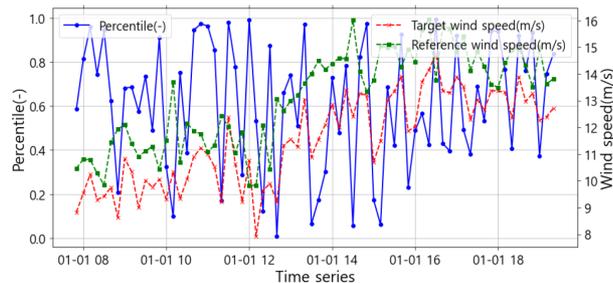


Fig. 6. The result of building percentile time series during 19.01.01. 07:50~19:20

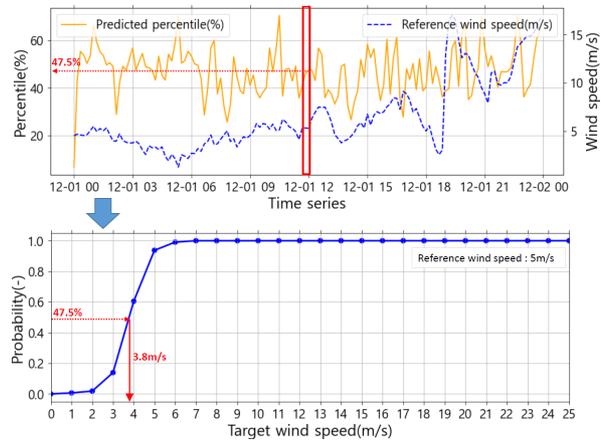


Fig. 7. The result of transform percentile data into target wind speeds

구성 원리를 이용하여 상태 전이 확률(State transition probability)에 따른 MTM을 구성하여야 한다. MTM 구성에 대한 상세한 방법 및 절차는 2.4절의 ‘MTM 구성’에서 다루었다.

마지막 4단계로 예측한 풍속 백분위 데이터는 앞서 측정영역별 기준 풍속에 대한 누적 확률 밀도 함수에 매칭하여 최종적으로 풍속데이터로 변환된 예측풍속을 구할 수 있다. Fig. 7은 19.12.1. 00:00~19.12.02. 00:00까지의 예측기간에 대하여 기준 풍속 5 m/s에서 예측한 목표 풍속 백분위 데이터 47.5% 값을 해당 누적 확률 밀도 함수에 매칭하여 예측 풍속 3.8 m/s로 변환하는 과정을 보여준다.

2.4 MTM 구성

풍속 데이터를 예측하기 위하여 마르코프 기반 재구성 원리에 따라 MTM을 구성한다. 이를 위하여 풍속 백분위 데이터에 대한 상태(state)를 정의하는데, 백분위 0%~100%까지를 n개로 나누어 상태를 정의한다. 일반적인 MTM에서는 상태를 1~25단계로 구분하여 1단계를 0%이상 4% 미만, 2단계를 4%이상 8% 미만으로 1단계당 4%의 bin 크기로 정의한다.

i번째 풍속 백분위 시계열 데이터 $v_{p,i}$ 를 1~25단계의 상태로 구분할 때, 이를 초기상태(Initial state)라고 하고 i+1번째 풍속 백분위 $v_{p,i+1}$ 를 1~25단계의 상태로 구분할 때 이를 최종상태(Final state)라고 정의하였다.

즉 상태 전이 확률을 $p_{i,j}$ 라 하면 이는 시간간격 Δt 를 두

고 초기상태 i단계에서 최종상태 j단계로 전이될 확률로 식 (1)과 같이 25×25 행렬구조를 구할 수 있다. 이렇게 구성된 상태 전이 확률 행렬 P를 MTM으로 정의한다.^[9]

$$P = \begin{bmatrix} p_{1,1} & p_{1,2} & \dots & p_{1,24} & p_{1,25} \\ p_{2,1} & p_{2,2} & \dots & p_{2,24} & p_{2,25} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ p_{24,1} & p_{24,2} & \dots & p_{24,24} & p_{24,25} \\ p_{25,1} & p_{25,2} & \dots & p_{25,24} & p_{25,25} \end{bmatrix} \quad (1)$$

식 (1)에서의 $p_{1,1}$ 은 초기상태가 1단계인 상태에서 최종상태가 1단계일 확률을 의미하고, $p_{1,2}$ 는 초기상태가 1단계인 상태에서 최종상태가 2단계가 될 확률을 의미한다.

$p_{1,1}$ 에서 $p_{1,25}$ 까지의 총합은 초기상태가 1단계에서 최종

상태 1에서 25단계까지 전이될 확률의 총합을 의미하기 때문에 식 (2)와 같다.

$$\sum_{j=1}^{25} p_{1,j} = 1 \quad (2)$$

Table 2는 위의 식 (1)에 따른 초기상태에 따른 최종상태 전이 확률을 나타낸 결과이다. 예를 들어 초기상태 1단계에서 최종상태 1단계로 전이될 확률은 0.8994이며, 최종상태 2단계로 전이될 확률은 0.10057을 의미한다. 이는 초기상태 1단계의 풍속 백분위 범위인 0%이상 4%미만의 저풍속 백분위 범위에서는 최종상태가 약 90%는 1단계로 유지되고, 약 10%는 최종상태가 2단계로 전이되는 것을 의미

Table 2. The state transition probability of MTM

Index state	Ini. state1	Ini. state2	Ini. state3	Ini. state4	Ini. state5	Ini. state6	Ini. state7	Ini. state8	Ini. state9	...
F_state1	0.89943	0.05323	0.00000	0.00047	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	...
F_state2	0.10057	0.82836	0.08313	0.00140	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	...
F_state3	0.00000	0.11493	0.79923	0.15302	0.00476	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	...
F_state4	0.00000	0.00348	0.11342	0.67395	0.17079	0.00586	0.00050	0.00000	0.00000	...
F_state5	0.00000	0.00000	0.00352	0.16326	0.64700	0.17765	0.00747	0.00044	0.00000	...
F_state6	0.00000	0.00000	0.00070	0.00605	0.16270	0.63446	0.18666	0.00751	0.00000	...
F_state7	0.00000	0.00000	0.00000	0.00186	0.01332	0.16447	0.61224	0.16777	0.01394	...
F_state8	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00143	0.01562	0.17571	0.64592	0.18693	...
F_state9	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00195	0.01593	0.15982	0.59923	...
F_state10	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00100	0.01722	0.17828	...
F_state11	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00050	0.00088	0.01922	...
F_state12	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00044	0.00192	...
F_state13	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00048	...
F_state14	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	...
F_state15	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	...
F_state16	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	...
F_state17	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	...
F_state18	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	...
F_state19	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	...
F_state20	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	...
F_state21	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	...
F_state22	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	...
F_state23	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	...
F_state24	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	...
F_state25	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	0.00000	...

한다. 그리고 초기상태 6단계의 풍속 백분위 범위인 20% 이상 24% 미만에서는 최종상태가 4단계에서 9단계까지 다양한 범위에서 풍속 전이 확률이 발생되고 있으며, 이러한 다양한 풍속 전이 확률은 풍속의 변동성에서 기인한다.

2.5 EMTM 구성

앞서 정의한 MTM은 풍속 백분위 시계열 데이터의 상태를 1~25단계로, 단계당 4%의 bin 크기로 일정하게 구분하였다.

풍속 백분위 시계열 데이터 예측 시, 초기상태에 따라 1~25단계의 각 상태 전이 확률로 랜덤하게 최종상태를 선택하기 때문에 예측 데이터는 4%의 예측 변동 폭을 갖게 되고, 인접한 최종상태로 선택될 시에는 8% 이상의 예측 변동 폭으로 확대될 수 있다. 이러한 예측 데이터의 변동 폭으로 인하여 예측결과의 신뢰성을 확보하기 어려운 한계를 갖는다. 따라서 예측 데이터의 변동 폭을 낮추어 예측결과의 신뢰성을 확보하기 위하여 MTM을 개선한 EMTM 방법을 제안하였다.

EMTM은 MTM으로 상태 전이 확률 행렬을 1차적으로 구성한 결과에 대하여 상태 전이가 발생한 구간만을 대상으로

2차로 상태 전이 확률 행렬을 재구성하는 것을 의미한다.

즉, 식 (1)에서 상태 전이 확률 행렬 내 요소 확률 $p_{i,j}$ 이 식 (3)의 조건을 만족하는 경우에 대하여 2차로 상태 전이 확률을 구할 수 있다.

$$p_{i,j} \neq 0 \quad (i = 1 \dots 25, j = 1 \dots 25) \quad (3)$$

예를 들어 Table 2에서 1차 상태 전이 확률 행렬 중 초기상태 1단계에서 식 (3)의 조건을 만족하는 최종상태 구간은 1~2단계까지 구간으로 0% 이상 8% 미만 구간이다. 위의 구간에 대하여 2차로 최종상태 구간을 25단계로 구분하면 최종상태 단계당 0.32%의 bin 크기로 구분할 수 있다. 또한 초기상태 2단계에서는 최종상태 구간이 1~4단계까지 구간인 0%이상 16%미만 구간이므로 이를 2차로 최종상태 구간을 25단계로 구분하면 최종상태 단계당 0.64%의 bin 크기로 구분할 수 있다. 즉, 초기상태에 대한 2차 상태 전이 확률 행렬의 최종상태에 대한 bin 크기 W_i 는 식 (4)와 같고, Table 3과 같이 각 초기상태 단계에 대한 2차 최종상태 단계의 bin 크기를 정할 수 있다.

이는 실질적으로 최종상태 전이가 발생한 구간에 대하여

Table 3. The bin ranges and widths of EMTM

Ini. state	EMTM				Ini. state	EMTM			
	1 st State transition range			2 ^{ed} Final State bin width		1 st State transition range			2 ^{ed} Final State bin width
	① $R_{i,\min}$ [%]	② $R_{i,\max}$ [%]	②-① [%]	W_i [%]		① $R_{i,\min}$ [%]	② $R_{i,\max}$ [%]	②-① [%]	W_i [%]
1	0	8	8	0,32	14	40	68	28	1,12
2	0	16	16	0,64	15	44	72	28	1,12
3	4	24	20	0,80	16	48	80	32	1,28
4	0	28	28	1,12	17	56	84	28	1,12
5	8	32	24	0,96	18	56	80	24	0,96
6	12	36	24	0,96	19	60	92	32	1,28
7	12	44	32	1,28	20	64	92	28	1,12
8	16	48	32	1,28	21	68	96	28	1,12
9	24	52	28	1,12	22	72	96	24	0,96
10	24	52	28	1,12	23	80	100	20	0,80
11	28	56	28	1,12	24	84	100	16	0,64
12	32	64	32	1,28	25	92	100	8	0,32
13	36	64	28	1,12	-	-	-	-	-

2차 상태 전이 확률 행렬의 최종상태 구간을 세밀하게 구분함으로써 초기상태에 따라 랜덤하게 최종상태 선택 시 예측 변동폭을 줄일 수 있음을 의미한다.

$$W_i = \frac{R_{i,\max} - R_{i,\min}}{25} \quad (i = 1 \dots 25) \quad [\%] \quad (4)$$

여기서 $R_{i,\max}$ 는 초기상태 i 단계에서 상태 전이가 발생한 최대구간, $R_{i,\min}$ 은 초기상태 i 단계에서 대한 상태 전이가 발생한 최소구간을 의미한다.

2.6 MTM과 EMTM 예측 변동 비교

Table 2의 MTM에서는 각 초기상태 단계에 대한 최종상

태 단계의 bin크기는 일률적으로 4% 범위를 적용하였기 때문에 초기상태에 대한 최종상태 단계 정밀도가 낮게 선택될 수 있다.

반면에 Table 4의 EMTM에서는 Table 3과 같이 초기상태 단계에 따른 2차 최종상태 단계의 bin크기를 적용함으로써, 최종상태 단계 랜덤 선택 시 최종상태 단계를 높은 정밀도로 선택할 수 있다.

예를 들어, 초기상태 1단계에서 최종상태 단계를 랜덤 선택 시에 MTM에서는 최종상태 단계가 1~2단계 범위로 선택되는 풍속 백분위 데이터는 최소 4%의 변동폭이 발생하지만 EMTM에서는 최종상태 단계가 1~25단계로 구분되어 최소 0.32%의 변동폭으로 랜덤 선택됨으로 풍속 예측 변동폭을 크게 줄일 수 있다.

Table 4. The state transition probability of EMTM

Index state	Ini. state1	Ini. state2	Ini. state3	Ini. state4	Ini. state5	Ini. state6	Ini. state7	Ini. state8	Ini. state9	...
F.state1	0.13731	0.00050	0.00106	0.00000	0.00048	0.00000	0.00000	0.00000	0.00096	...
F.state2	0.01136	0.00000	0.00070	0.00000	0.00048	0.00098	0.00000	0.00000	0.00192	...
F.state3	0.02462	0.00000	0.00704	0.00000	0.00095	0.00098	0.00000	0.00044	0.00625	...
F.state4	0.04072	0.00249	0.01691	0.00047	0.00238	0.00293	0.00100	0.00000	0.00865	...
F.state5	0.05114	0.00846	0.05741	0.00000	0.00428	0.00634	0.00249	0.00132	0.02307	...
F.state6	0.06818	0.02637	0.12364	0.00000	0.01189	0.01464	0.00299	0.00442	0.05142	...
F.state7	0.08333	0.08607	0.20923	0.00140	0.03520	0.04392	0.00996	0.01192	0.08938	...
F.state8	0.07386	0.12488	0.20183	0.00326	0.07992	0.07565	0.03932	0.03576	0.14272	...
F.state9	0.07481	0.12587	0.15815	0.01349	0.13796	0.14104	0.08910	0.07550	0.18501	...
F.state10	0.10417	0.16318	0.10638	0.04837	0.17317	0.16740	0.15879	0.13863	0.18597	...
F.state11	0.10890	0.17015	0.05777	0.13349	0.15794	0.17814	0.22847	0.23841	0.13791	...
F.state12	0.08996	0.12736	0.03276	0.20605	0.14653	0.13128	0.20309	0.24106	0.08746	...
F.state13	0.05019	0.08905	0.01233	0.21581	0.11560	0.09566	0.13290	0.12406	0.03412	...
F.state14	0.04640	0.03532	0.00669	0.16465	0.06185	0.06296	0.07516	0.07638	0.01826	...
F.state15	0.01610	0.01990	0.00387	0.12047	0.03092	0.03807	0.02987	0.02208	0.01153	...
F.state16	0.00568	0.00796	0.00141	0.05302	0.01808	0.01367	0.01294	0.01457	0.00769	...
F.state17	0.00568	0.00498	0.00106	0.02326	0.01047	0.01025	0.00647	0.00662	0.00240	...
F.state18	0.00379	0.00199	0.00035	0.00884	0.00523	0.00683	0.00348	0.00618	0.00336	...
F.state19	0.00189	0.00249	0.00000	0.00140	0.00285	0.00342	0.00299	0.00177	0.00096	...
F.state20	0.00000	0.00100	0.00070	0.00233	0.00095	0.00342	0.00000	0.00000	0.00048	...
F.state21	0.00000	0.00050	0.00035	0.00140	0.00143	0.00049	0.00000	0.00044	0.00000	...
F.state22	0.00000	0.00000	0.00000	0.00047	0.00000	0.00049	0.00100	0.00000	0.00000	...
F.state23	0.00000	0.00050	0.00035	0.00093	0.00048	0.00098	0.00000	0.00000	0.00048	...
F.state24	0.00095	0.00100	0.00000	0.00047	0.00048	0.00000	0.00000	0.00044	0.00000	...
F.state25	0.00095	0.00000	0.00000	0.00047	0.00048	0.00049	0.00000	0.00000	0.00000	...

최종상태 단계 랜덤 선택 후, 풍속 백분위 데이터 예측 시에는 선택된 최종상태 단계의 백분위 범위 내에서 균일 분포 확률로 랜덤하게 예측 하기 때문에 최종상태 단계의 bin 크기도 예측 변동폭을 줄이는데 영향을 미친다.

이처럼 최종상태 단계 랜덤 선택 시 변동폭을 줄임으로써 예측 결과에 미치는 영향을 분석하기 위해 분석데이터 중 임의의 기간을 선정하여 MTM 및 EMTM으로 각각 예측을 5회 반복 수행하였고, 이에 따라 예측결과가 어떻게 달라지는지 분석하였다.

Fig. 8과 Fig. 9는 19.12.26. 00:00~19.12.27 00:00 까지 동일 기간 내 MTM 및 EMTM을 이용하여 예측을 5회 반복 수행한 결과이다. MTM을 이용한 풍속예측 시, 반복 예측값 간의 차이가 EMTM을 이용한 반복 예측결과 값보다 크게 분석되었다. 이는 MTM의 최종상태 단계의 낮은 정밀도로 인하여 랜덤 선택 시, 예측할 때마다 다른 최종상태 단계를 선택할 확률이 높고 최종상태 단계의 4% bin크기로 인한 예측 변동폭에서 기인한다.

예측 변동 크기를 비교하기 위하여 식 (5)의 CV값으로 반복 예측 평균값 대비 반복 예측값들의 산포를 비교하고, 또한 식 (6) 및 식 (7)의 RV값으로 반복 예측값의 최대 및 최소 변동크기를 비교하였다.

$$CV = \frac{\sigma_v}{\bar{v}} \times 100 \quad [\%] \tag{5}$$

$$RV_{\max} = \frac{v_{\max} - \bar{v}}{\bar{v}} \times 100 \quad [\%] \tag{6}$$

$$RV_{\min} = \frac{v_{\min} - \bar{v}}{\bar{v}} \times 100 \quad [\%] \tag{7}$$

여기서 σ_v 는 5회 반복 예측값의 표준편차, \bar{v} 는 5회 반복 예측값의 평균값, v_{\max} 는 5회 반복예측값 중 최대값, v_{\min} 는 5회 반복 예측값 중 최소값을 의미한다.

Fig. 10과 같이 반복 예측결과에 대한 CV값을 비교하였을 때, MTM 이용 시 반복 예측결과 평균값 대비 산포가 최대 80% 이상 발생되고 있으나 EMTM 이용 시에는 30% 이내로 분석되었다. 또한 Fig. 11과 Fig. 12의 반복 예측값의 최대 및 최소 변동크기를 비교하였을 때, MTM 이용 시 최대 및 최소 변동크기 150% 및 -80% 이상 발생하였으나 EMTM 이용 시 최대 및 최소 변동크기 50% 및 -40% 이내로 발생하는 것으로 분석되었다.

Table 5의 예측 변동 비교결과를 보면 CV값 비교결과 EMTM으로 예측 시, 약 12.05% 반복 예측 변동 산포를 저

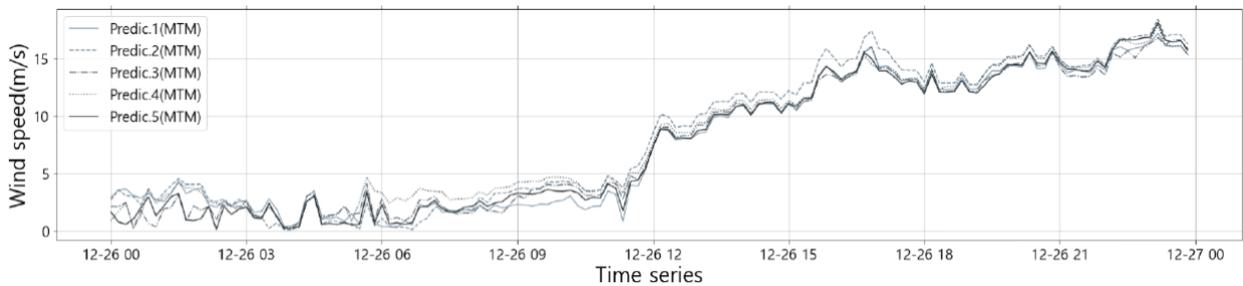


Fig. 8. The result of repeated prediction by using MTM

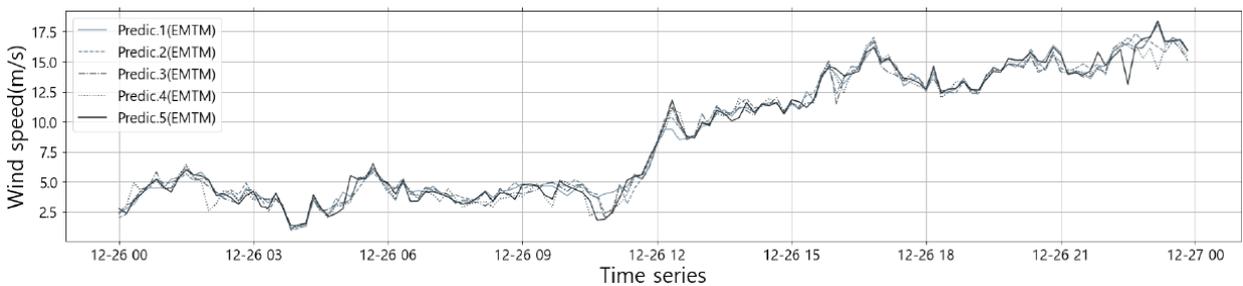


Fig. 9. The result of repeated prediction by using EMTM

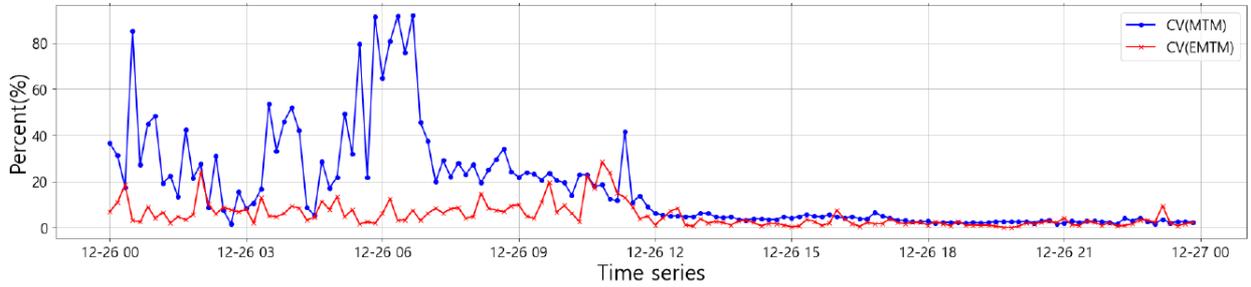


Fig. 10. The comparison of coefficient of variation for repeated prediction

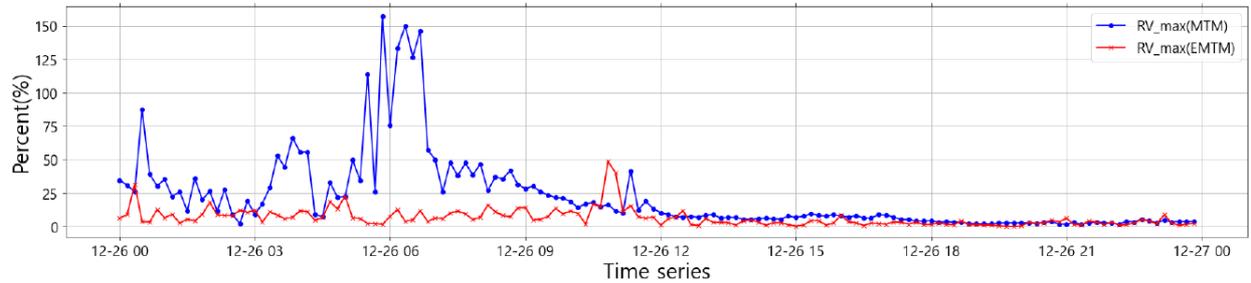


Fig. 11. The comparison of maximum range of variation for repeated prediction

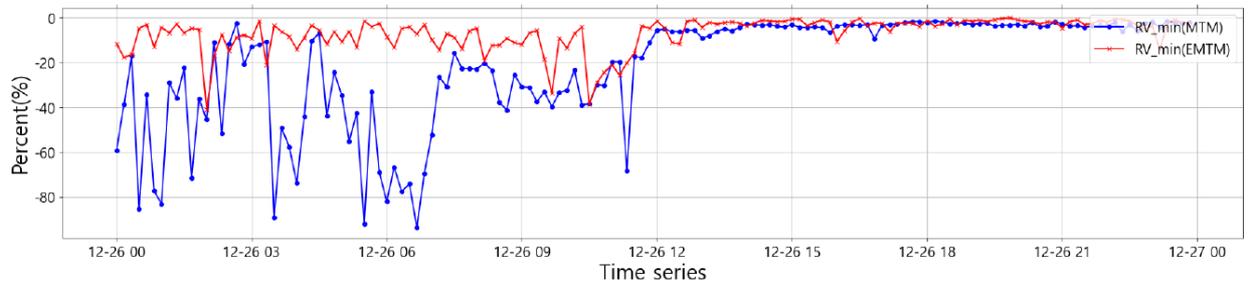


Fig. 12. The comparison of minimum range of variation for repeated prediction

Table 5. The comparison of averaged results by MTM and EMTM

Comparison parameters	Averaged result (MTM)	Averaged result (EMTM)
CV (%)	17.28	5.23
RV _{max} (%)	22.13	6.51
RV _{min} (%)	-21.68	-6.89

감시했고 RV값 비교결과 EMTM으로 예측 시, 최대 및 최소 변동폭을 약 15.62% 및 14.79%를 줄일 수 있었다.

이는 EMTM을 통해 최종상태 단계의 정밀도를 향상시키고, 최종상태 단계의 bin크기를 줄임으로써 반복 예측 변동폭을 낮춘 결과로 분석된다.

2.7 예측 정확도 비교

2.7.1 MTM과 EMTM의 예측결과 비교

2.6절에서는 MTM과 EMTM 적용에 따른 예측 변동에 미치는 영향을 비교하였고, 본 절에서는 MTM 및 EMTM 적용에 따른 예측 정확도를 비교하였다.

예측결과 비교를 위하여 예측값과 측정값간의 상관계수(Correlation coefficient), 식 (8)에 따른 평균 상대 편차(MRE) 그리고 식 (9)에 따라 평균, 평균 제곱근 편차(RMSE) 항목에 대하여 비교 분석하였다.

$$MRE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{(v_{i,pred} - v_i)}{v_i} \times 100 \quad [\%] \quad (8)$$

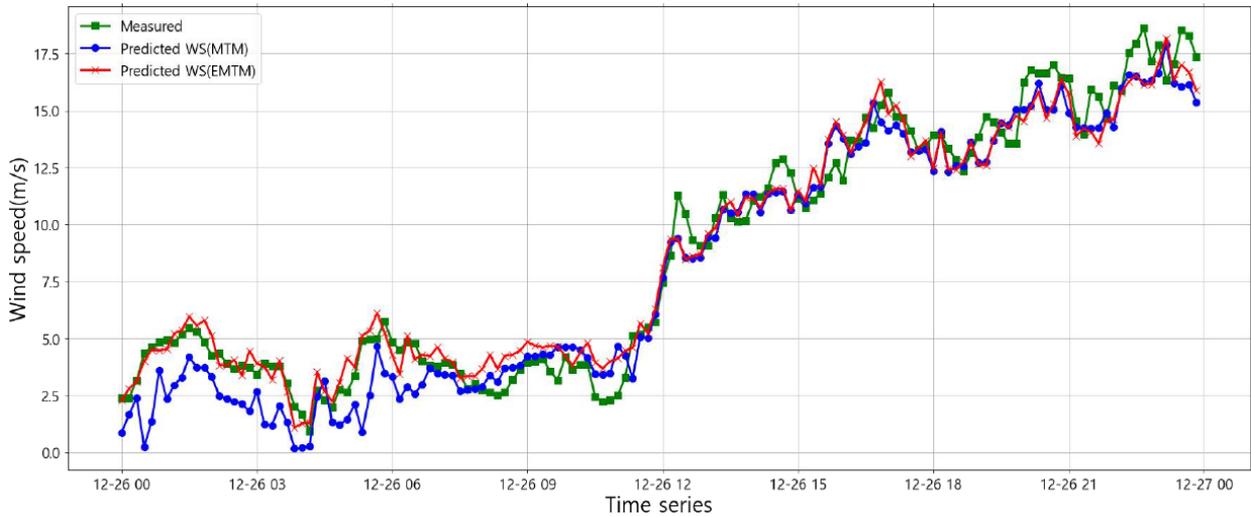


Fig. 13. The comparison of best prediction results by MTM and EMTM

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (v_{i,pred.} - v_i)^2} \quad [m/s] \quad (9)$$

Fig. 13은 예측 정확도 검증을 위하여 저풍속에서 고풍속까지 다양한 바람이 발생한 19.12.26. 00:00~19.12.27. 00:00 기간에 대하여, 예측한 풍속과 실제 측정풍속을 비교한 결과이다.

Table 6은 예측값과 측정값을 비교한 결과를 통계적인 수치들을 이용하여 분석하였다. 결과적으로 EMTM으로 예측한 결과는 상관계수 약 0.986, 평균 상대 편차 약 5.31%, 평균 제곱근 편차 약 0.98 m/s로 MTM 예측값과 비교하였을 때, 상관계수는 0.01 높아지고 평균 상대 편차는 약 5.32%, 평균 제곱근 편차는 약 0.38 m/s 낮아지므로 EMTM으로 예측하였을 때 더 정확하게 실제 값을 예측하는 것으로 확인되었다.

이는 EMTM을 이용하여 풍속예측 시, 최종상태 단계를 세분화함으로써 실제와 가깝게 최종상태 단계가 랜덤 선택될 수 있도록 하였고, 선택된 상태 단계의 bin크기도 상태

전이 확률이 발생된 구간을 반영하여 분할하였기 때문에 랜덤 예측 변동폭을 줄일 수 있었기 때문으로 분석하였다.

2.7.2 다른 MCP 모델과의 예측결과 비교

EMTM 기반의 MTS 방법을 이용한 예측결과와, 일반적으로 활용되는 다른 MCP 모델들로 예측한 결과값을 비교하여 EMTM을 이용한 예측방법의 예측 오차를 비교하였다.

예측 오차 비교에 활용한 데이터는 앞에서 분석한 MTM과 EMTM 간의 예측 변동 및 예측 정확도 비교에 활용한 데이터 외, 다른 데이터를 선정하여 비교하였다.

비교에 활용한 다른 MCP 모델은 데이터간의 선형회귀 (Linear regression)를 이용한 방법인 TLS 및 LLS와 데이터간의 표준편차의 비를 이용한 VR 이용한 방법을 활용하였다.

TLS는 ‘직교 최소 제곱법(Orthogonal least square)’라고도 하는 방법으로 두 데이터간의 잔차(Bias)를 최소로 갖는 선형회귀 방정식을 도출할 때, x방향 및 y방향의 잔차를 모두 고려하는 방법이다. LLS는 ‘최소 제곱법(Ordinary least square)’이라고도 하며, 두 데이터간의 잔차를 최소로 갖는 선형회귀 방정식 도출 시, y방향만의 잔차를 고려하는 방법이다. VR은 예측 데이터와 측정데이터의 표준편차가 동일하다고 가정하여 데이터간의 표준편차의 비를 이용한 예측 방법이다.^[8]

Table 6. The comparison results of predictions

Comparison parameters	Predicted WS (MTM)	Predicted WS (EMTM)
R (-)	0.976	0.986
MRE (%)	-10.63	5.31
RMSE (m/s)	1.36	0.98

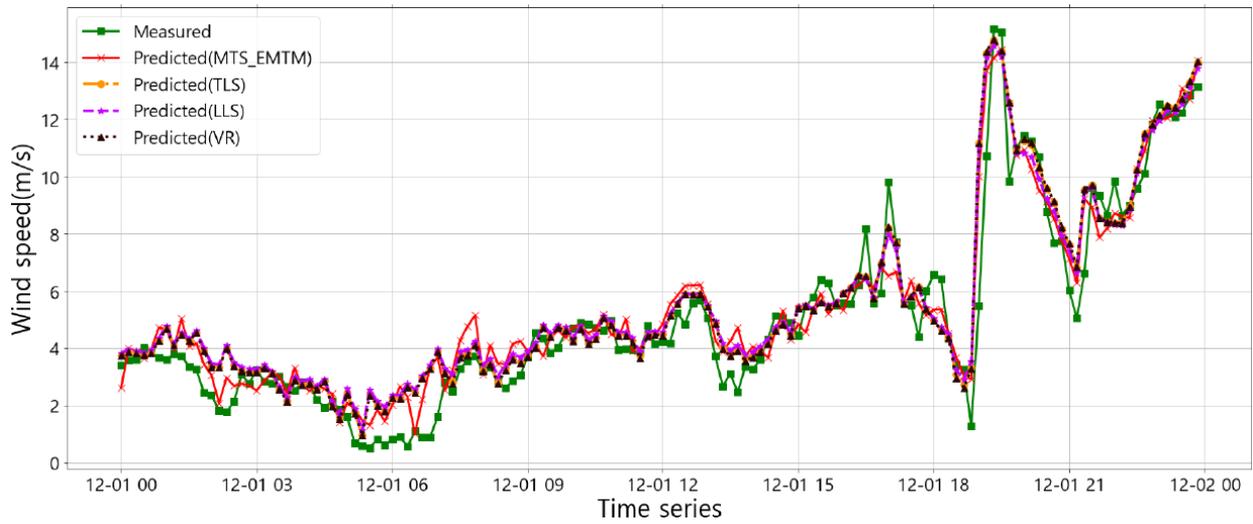


Fig. 14. The comparison results of MTS and other MCP models

Fig. 14는 19.12.1, 00:00~19.12.2, 00:00 기간에 대하여 EMTM 기반의 MTS 방법을 이용한 풍속 예측 결과와 다른 MCP 모델인 TLS, LLS, VR을 이용한 예측결과를 실제 측정풍속을 비교한 결과이다.

Table 7은 측정 데이터와 위에서 열거한 MCP 모델을 이용한 예측결과를 통계적인 수치들을 이용하여 비교한 결과이다. EMTM으로 예측한 결과는 상관계수 약 0.952, 평균 상대 편차 약 10.06%, 평균 제곱근 편차 약 0.99 m/s 결과를 보였다. 이는 다른 MCP 모델을 이용하여 분석한 예측결과와 비교했을 때, 상관계수는 큰 차이를 보이지 않지만, 평균 상대 편차는 최소 약 2.96%에서 최대 약 4.67%, 평균 제곱근 편차는 0.04 m/s~0.05 m/s 더 낮은 값을 가지게 되어 EMTM으로 예측한 결과가 다른 MCP 모델들에 비해 실제값을 더 정확하게 예측하는 것으로 분석되었다.

이러한 결과는 기존의 MCP 모델들은 두 풍속데이터간의 잔차를 이용한 수학적 모델링에 기반하여 풍속을 예측하는 반면에 EMTM을 이용하여 예측하는 경우, 풍속 백분위 데이터에 대하여 초기상태 단계에서 최종상태 단계로

상태 전이되는 실제 발생된 확률을 기반으로 풍속을 예측하기 때문에 다른 MCP 모델들 보다 실제값과 가깝게 예측하는 것으로 판단된다.

3. 결론

기존 MTS를 이용한 풍속 예측 방법에서 MTM을 개선한 EMTM을 제안하여 풍속 예측을 수행하였고, 예측 결과의 검증 및 타 MCP 모델과의 성능 비교를 수행하였다.

EMTM을 이용하여 반복 예측하였을 때, 기존 MTM을 이용하였을 때 보다 CV를 약 12.05% 저감시킬 수 있었고, RV에서는 최대 변동크기 약 15.62%, 최소 변동크기 14.79%를 줄일 수 있었다. 또한 평균 상대 편차는 약 5.32% 및 평균 제곱근 편차는 0.38 m/s 줄일 수 있었다. 타 MCP 모델과 비교하여 성능을 비교하였을 때, 평균 상대 편차는 최소 약 2.96%에서 최대 약 4.67%, 평균 제곱근 편차는 0.04 m/s~0.05 m/s 줄여 제안하는 EMTM를 활용한 MCP 모델이 풍속예측 성능을 개선하는 것으로 분석되었다.

제안한 EMTM 방법이 기존의 MTM 방법보다 예측 성능이 향상되었지만, 갑작스러운 풍속변화 시 이를 예측하지 못하는 것을 확인하였다. 이는 풍속의 전이 상태 변화를 확률 통계방법으로 접근하는 방법상의 한계로 분석되며 이를 개선하기 위해서는 보다 장시간의 데이터를 확보하여 갑작

Table 7. The comparison results of MCP

Comparison parameters	MTS_EM TM	TLS	LLS	VR
R (-)	0.952	0.952	0.951	0.952
MRE (%)	10.06	13.02	14.73	12.41
RMSE (m/s)	0.99	1.03	1.04	1.03

스러운 풍속변화 시의 상태 전이 통계 데이터 확보가 필요할 것으로 보인다.

감사의 글

본 논문은 한국수력원자력(주)에서 재원을 부담하여 한국에너지기술연구원에서 수행한 연구결과이며(No. 2019-기술-12), 산업통상자원부의 재원으로 한국에너지기술평가원의 지원을 받아 수행한 연구 결과입니다(풍력발전 제어시스템 국산화 기술개발, 20213030020230).

References

- [1] Lee, J.J., Kang, S.J., Lee, G.S., Kim, H.W., Kim, S.O., Ahn, Y.O., and Kyong, N.H., 2020, "Validation of floating LiDAR system for development of offshore wind farms", *New. Renew. Energy*, **16**(3), 35-41.
- [2] Liu, X., Lai, X., and Zou, J., 2017, "A new MCP method of wind speed temporal interpolation and extrapolation considering wind speed mixed uncertainty", *Energies*, **10**(8), 1231.
- [3] Rogers, A.L., Rogers, J.W., and Manwell, J.F., 2005, "Comparison of the performance of four measure-correlate-predict algorithms", *J. Wind Eng. Ind. Aerodyn.*, **93**(3), 243-264.
- [4] Mifsud, M.D., Sant, T., and Farrugia, R.N., 2019, "Analysing uncertainties in offshore wind farm power output using measure correlate predict methodologies", *Wind Energ. Sci.*, **5**, 601-621
- [5] Carta, J.A., and Velázquez, S., 2011, "A new probabilistic method to estimate the long-term wind speed characteristics at a potential wind energy conversion site", *Energy*, **36**(5), 2671-2685.
- [6] Ali, S., Lee, S.M., and Jang, C.M., 2018, "Forecasting the long-term wind data via Measure-Correlate-Predict (MCP) methods", *Energies*, **11**(6), 1541.
- [7] Son, J.H., Ko, K.N., Huh, J.C., and Kim, I.H., 2017, "Mutual application of Met-Masts wind data on simple terrain for wind resource assessment", *The J. of the Korean Soc. for Power Syst. Eng.*, **21**(6), 31-39.
- [8] Lambert, T., 2019, "Windographer (version 4.2) S/W manual".
- [9] Ryu, K.W., 2021, "Use of Markov chains for synthetic wind data generation and its statistical verification", *Wind. Energy*, **12**(3), 13-18.