

VERIFIKASI PREDIKSI CURAH HUJAN *ENSEMBLE* MENGUNAKAN METODE ROC

VERIFICATION OF ENSEMBLE RAINFALL PREDICTION USING ROC METHOD

Elza Surmaini¹ dan Tri Wahyu Hadi²

¹Balai Penelitian Agroklimat dan Hidrologi, Jl Tentara Pelajar no 1a Bogor 16111

²Jurusan Meteorologi, Fakultas Ilmu dan Teknologi Kebumihan, Institut Teknologi Bandung, Jl Ganesha 11

*e-mail: elzasurmaini@gmail.com

Naskah masuk: 18 April 2019 Naskah diperbaiki: 28 November 2019 Naskah diterima: 22 Juli 2020

ABSTRAK

Prediksi musim dibutuhkan untuk merencanakan waktu tanam adalah 1-2 musim ke depan. Informasi jumlah curah hujan dan deret hari kering merupakan parameter yang diperlukan dalam perencanaan pertanian. Penelitian bertujuan untuk menguji kemampuan model prediksi curah hujan musim *ensemble*, menentukan peluang optimal pengambilan keputusan, dan menentukan akurasi prediksi berdasarkan peluang optimal. Verifikasi model dilakukan untuk musim kemarau (MK) I (Februari-Mei) dan MK 2 (Mei-Agustus) pada daerah dengan pola hujan monsun (Kabupaten Indramayu) dan MK 1 (Mei-Agustus) untuk pola hujan lokal (Kabupaten Bone). Keluaran prediksi musim dari *Climate Forecast System (CFS) v2* digunakan untuk men-downscale jumlah curah hujan (CH) dan deret hari kering ≥ 15 hari (DHK15) di wilayah penelitian. *Downscaling* menggunakan metode *Constructed Analogue* dengan prediktor angin pada paras 850 hPa pada lima wilayah monsun. Metode yang digunakan untuk mengevaluasi keandalan prediksi probabilistik adalah *Relative Operating Characteristics*. Peluang optimal berdasarkan *cut point* ditentukan menggunakan Youden Indeks, dan akurasi prediksi pada peluang optimal ditentukan dengan metode *Proportion of Correct*. Hasil penelitian menunjukkan bahwa pengambilan keputusan menggunakan peluang optimal berdasarkan *cut point* untuk pengambilan keputusan dapat meningkatkan keandalan prediksi jumlah curah hujan sebesar 5-17% pada MK1 dan 3-24% pada MK2, dan frekuensi DHK15 sebesar 2-10%.

Kata kunci: prediksi musim, keandalan, curah hujan, deret hari kering, peluang optimal

ABSTRACT

The seasonal predictions are needed to adjust planting time for the following 1-2 seasons. Information on the amount of rainfall and dry spell is an appropriate parameter in agricultural planning. The research aimed to examine the skill of ensemble seasonal rainfall prediction models, to determine an optimal probability for making decisions, and to determine the skill of seasonal prediction based on optimal probability. Model verifications were assessed in Dry Season Planting (DSP)1 (February-May) and DSP2 (May-August in Monsoonal (Indramayu District) dan DSP1 (Mei-August) in Local (Bone District) Rainfall Pattern. We used Relative Operating Characteristics to evaluate the skill of probabilistic predictions. The optimal cut-point was assessed using the Youden Index, and the skill of prediction at an optimal cut point was determined using the Proportion of Correct method. In conclusion, the results show that the use of the optimal probability at the cut point in decision-making increase the skill of rainfall prediction 5-17% in DSP1 and 3-24% in DSP2. As for the frequency of DHK15, the skill increases by 2-10%.

Keywords: seasonal prediction, skill, rainfall, dry spell, ROC, optimal probability.

1. Pendahuluan

Bencana kekeringan telah menyebabkan kerusakan tanaman padi yang terjadi hampir setiap tahun dan meningkat tajam pada kondisi El Niño. Kehilangan hasil akibat kekeringan dapat ditekan melalui perencanaan sistem usahatani yang adaptif dan terencana dengan baik. Perencanaan tanam 1-2

musim tanam yang akan datang merupakan salah satu strategi adaptasi untuk menekan gagal panen akibat kekeringan [1]. Informasi utama yang diperlukan untuk merencanakan waktu tanam adalah prediksi musim (*seasonal prediction*). *State of the art* dari prediksi musim adalah probabilistik karena ketidakpastian yang melekat dalam sistem prediksi

[2,3]. Ketidakpastian tersebut tidak dapat dihilangkan, namun dapat dikuantifikasi [4].

Seiring dengan perkembangan pesat teori dan pemahaman mengenai konsep prediktabilitas serta teknologi super-komputer, prediksi cuaca memasuki era baru dengan berkembangnya prediksi *ensemble*. Prediksi *ensemble* terdiri dari beberapa (biasanya 5 sampai 100) hasil model prediksi cuaca numerik, yang berbeda kondisi awalnya dan/atau representasi numerik dari atmosfer yang merupakan dua sumber utama dari ketidakpastian prediksi [2,5]. Dengan menggunakan teknik *ensemble*, ketidakpastian prediksi dapat dikuantifikasi, sehingga dapat digunakan dalam pengambilan keputusan yang lebih baik terkait risiko iklim. Telah lama diketahui bahwa rata-rata model prediksi *ensemble* yang operasional dari berbagai lembaga iklim lebih akurat daripada model tunggal [6, 7].

Prediksi musiman GCM berbasis harian dengan *lead time* 6-9 bulan saat ini telah dimanfaatkan oleh beberapa negara untuk menghasilkan prediksi probabilistik, seperti prediksi kekeringan untuk wilayah Amerika, prediksi potensi pakan ternak di Queensland, Australia, prediksi banjir di Swedia, prediksi awal musim di Australia, India dan beberapa negara di Eropa. Namun, penggunaan prediksi berbasis GCM (*Global Circulation Model*) memiliki berbagai kendala terkait resolusi, akurasi dan ketidakpastian. GCM memiliki resolusi relatif kasar yang tidak mampu merepresentasikan proses-proses pada skala lokal. Akurasi prediksi harus disampaikan karena terkait kepercayaan pengguna. Sedangkan ketidakpastian prediksi tidak dapat dikurangi tetapi dapat dikuantifikasi dengan mengaplikasikan teknik ansambel atau menggunakan multi-model ansambel. Untuk memperoleh informasi skala regional dan lokal dari keluaran GCM, dibutuhkan teknik *downscaling* [8,9]. Proses *downscaling* umumnya dibutuhkan ketika dampak dari perubahan variabel-variabel iklim tidak dapat diestimasi dari keluaran GCM, karena dampak tersebut sangat sensitif terhadap iklim skala lokal atau karena parameter iklim yang menentukan dampak tersebut secara spasial bervariasi dalam orde kurang dari 10 km [10].

Berbagai teknik *statistical downscaling* telah dikembangkan untuk wilayah Asia Tenggara antara lain *Canonical Correlation Analysis/CCA* [11], *Singular Value Decomposition/ SVD* [12], *Principal Component Analysis (PCA)*, *Maximum Covariance Analysis*, dan *CCA* [13], dan *Adaptive Statistical Downscaling* [14], dan *Constructed Analogue* [3]. Ketidakpastian dan akurasi prediksi sangat diperlukan untuk menyakinkan pengguna. Berbagai teknik statistik dapat digunakan untuk mengetahui akurasi prediksi. Salah satu metode yang banyak digunakan untuk mengevaluasi kehandalan prediksi deterministik maupun probabilistik adalah *Relative Operating Characteristics (ROC)* [15, 16, 17, 18].

Metode ROC direkomendasikan oleh *World Meteorological Organization (WMO)* sebagai salah satu metode untuk menentukan akurasi prediksi cuaca dan iklim yang probabilistik. Dengan menggunakan tabel kontigensi, metode ROC sangat fleksibel dan sederhana dalam menentukan suatu prakiraan benar atau tidak benar [19]. Namun, secara konsep, grafik ROC mempunyai kompleksitas ketika digunakan dalam riset dan kesalahan konsep saat digunakan dalam praktek [20]. Metode ROC telah banyak dilakukan untuk menguji kehandalan prediksi curah hujan di Indonesia. Kadarsah [21] menguji kehandalan prediksi model HyBMG dan menyimpulkan bahwa Kurva ROC menunjukkan variasi kualitas sistem prediksi pada tingkat kepercayaan peringatan yang berbeda. F. Y. Rohmawati, dkk [22] menggunakan metode ROC untuk menguji kehandalan prediksi maju dan mundurnya awal MH. Selanjutnya S. Rustiana, dkk [23] menguji kehandalan prediksi curah hujan menggunakan data CHIRPS di Pulau Jawa pada Desember-Februari 2014/2015 dan Juli-Agustus 2015.

Penelitian ini bertujuan untuk 1) memverifikasi hasil *downscaling* prediksi curah hujan musim menggunakan metode ROC, 2) menentukan peluang optimal pengambilan keputusan berdasarkan kurva ROC, dan 3) menentukan akurasi prediksi berdasarkan peluang optimal.

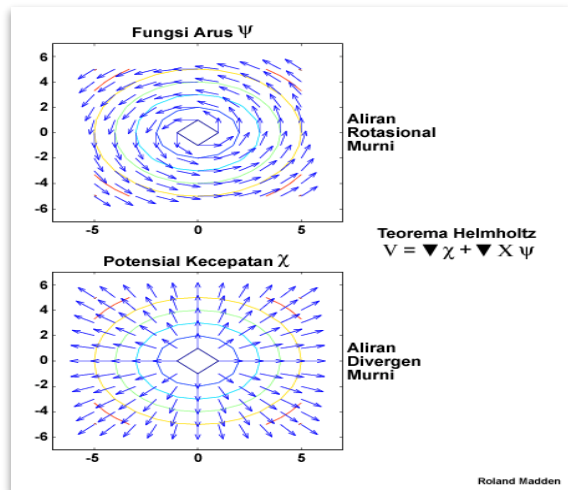
2. Metode Penelitian

Waktu dan Tempat Penelitian. Wilayah penelitian adalah Kabupaten Indramayu, Provinsi Jawa Barat yang mewakili pola hujan monsun dan Kabupaten Bone Provinsi Sulawesi Selatan yang mewakili pola hujan lokal. Lokasi tersebut merupakan sentra produksi padi yang rentan mengalami kekeringan [24]. Waktu penelitian adalah berdasarkan periode tanam pada musim kemarau (MK). Di Kabupaten Indramayu pada MK petani melakukan 2 kali tanam yaitu MK 1 (Februari-Mei) dan MK2 (Mei-Agustus) di lahan sawah irigasi, sedangkan pada sawah tadah hujan hanya satu kali tanam yaitu pada MK1. Berbeda dengan Kabupaten Bone yang mempunyai pola hujan lokal dengan puncak hujan Mei-Juni, periode MK1 adalah bulan (Mei-Agustus).

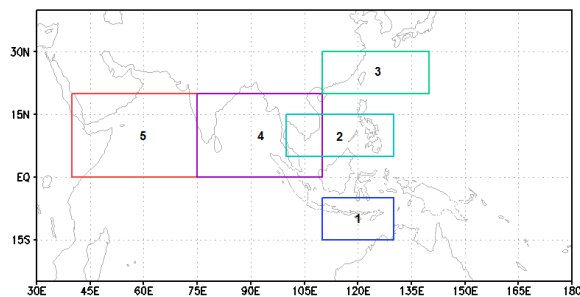
Metode. Proses *downscaling* prediksi curah hujan untuk periode musim kemarau menggunakan metode *Constructed Analogue (CA)*. Prediktor untuk curah hujan adalah medan fungsi arus (*stream function*) ψ dan kecepatan potensial χ yang diturunkan dari data *reforecast* U dan V 850 hPa periode 1982-2009 dari *National Centers for Environmental Prediction-Climate Forecast System version 2 (NCEP-CFSv2)*. Dalam hal ini, ψ dan χ digunakan karena merupakan kuantitas skalar dari sirkulasi atmosfer yang masing-masing merepresentasikan komponen rotasional dan divergen dari medan angin horizontal (Gambar 1). Data curah hujan harian pada 20 stasiun hujan di

Kabupaten Indramayu dan 18 stasiun hujan di Kabupaten Bone periode 1982-2010 (sumber data: PU Pengairan dan BMKG) digunakan untuk validasi prediksi.

Prediksi *ensemble* dengan 30 *member* dibangun dari parameter ψ dan χ pada lima buah multi-jendela dan statistik prediktor Q1, rata-rata dan Q3. Multi-jendela yang digunakan adalah wilayah-wilayah yang banyak digunakan dalam kajian-kajian indeks monsun (Gambar 2).



Gambar 1. Ilustrasi dari ψ dan χ (COMET Program, 2002).



Gambar 2. Multi-jendela yang digunakan dalam tahap diagnosis: (1) wilayah monsun Australia, (2 dan 3) wilayah monsun Pasifik Barat Daya, (4 dan 5) wilayah indeks monsun definisi Webster dan Yang (WYMI).

Nilai ambang curah hujan. Keandalan prediksi curah hujan diuji dengan parameter iklim yang relevan dengan pertanian, terutama untuk tanaman padi pada MK yaitu jumlah curah hujan (CH) untuk satu musim tanam dan frekuensi deret hari kering ≥ 15 hari (DHK15). DHK15 merupakan lama hari tanpa hujan yang dapat ditoleransi tanaman padi. Menurut [25], DHK15 yang terjadi selama pembentukan malai

dapat menurun hasil padi sampai 18% and 38%. Hari kering pada penelitian ini didefinisikan sebagai curah hujan ≤ 5 mm. Nilai tersebut ditentukan berdasarkan besarnya evapotranspirasi dalam satu hari pada tanaman padi yang berkisar 4-7 mm/hari [26,27, 28].

Jumlah $CH \geq 800$ mm dan $CH \geq 600$ mm per musim tanam digunakan sebagai ambang bawah untuk sawah tadah hujan dan jumlah $CH \geq 400$ mm untuk sawah irigasi yang tidak terjamin irigasinya. Nilai ambang bawah jumlah $CH \geq 200$ mm/musim tanam untuk sawah yang irigasinya terjamin. Ambang bawah $DHK15 \leq 1$ digunakan untuk sawah tadah hujan, $DHK \leq 2$ untuk sawah irigasi yang tidak terjamin irigasinya dan $DHK15 \leq 3$ untuk irigasi teknis yang terjamin ketersediaan air irigasinya [29].

Analisis ROC. ROC merupakan metode yang umum digunakan untuk mengevaluasi kehandalan (*skill*) pada prediksi deterministik maupun probabilistik [19, 30]. Analisis ROC dibangun berdasarkan tabel kontigensi (Gambar 3.) yang memuat empat kriteria yang disebut *hit*, *false alarm*, *miss*, dan *correct non-event*. Nilai-nilai inilah yang dijadikan dasar untuk menghitung nilai False Alarm Rate (FAR) dan Hit Rate (HR) ditunjukkan masing-masing persamaan berikut:

$$FAR = \text{False Alarm} / (\text{False Alarm} + \text{Correct non event})$$

$$HR = \text{Hit} / (\text{Hit} + \text{Miss})$$

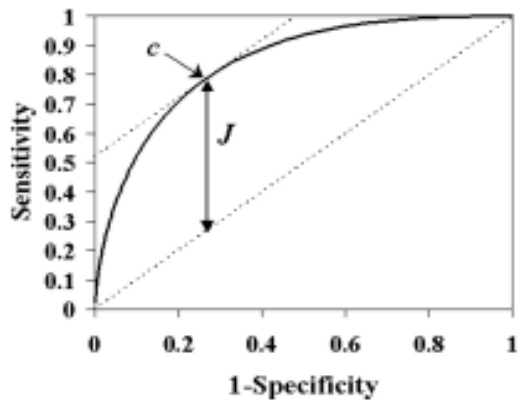
Luas dibawah kurva ROC sering digunakan secara statistik untuk menunjukkan kemampuan sistem prediksi. Analisis ROC dilakukan menggunakan data prediksi tahun 2001-2006. Untuk setiap muism tanam digunakan 10 waktu tanam. Tanggal tanam untuk MK1 pada pola hujan monsun adalah Februari dasarian 1 sampai Mei dasarian 1. Tanggal tanam untuk MK2 pola hujan monsun dan MK1 pola hujan lokal adalah Mei dasarian 1 sampai Agustus dasarian 1.

Peluang Optimal untuk Pengambilan Keputusan.

Peluang optimal dalam pengambilan keputusan berdasarkan kurva ROC dapat ditentukan dengan menggunakan beberapa metode. Salah satunya yang banyak dipraktek dalam bidang kedokteran, farmasi dan psikologi adalah Youden Indeks (J). Indeks ini digunakan untuk mengukur keefektifan dari diagnosis [31, 32]. J merupakan jarak maksimum vertikal antara kurva ROC dengan garis diagonal (Gambar 4).

Observasi	Prediksi	
	Ya	Tidak
Ya	Hit	Miss
Tidak	False Alarm	Correct non event

Gambar 3. Tabel kontigensi dari ROC [15].



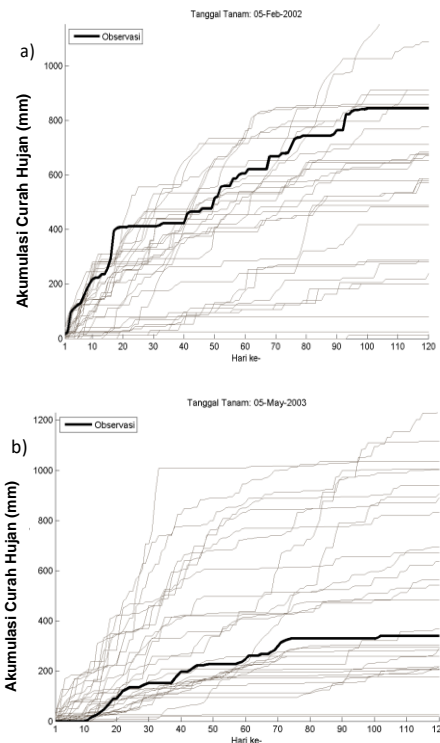
Gambar 4. Kurva ROC yang menunjukkan Youden's index (J) dan optimal cut-point (c), sensitivity (q) dan specificity (p).

Peluang optimal pengambilan keputusan merupakan titik potong (*cut point*= c) dengan kurva ROC. Nilai J dihitung dengan menggunakan persamaan berikut:
 $J = \text{maksimum} \{ \text{sensitivity} (q) + \text{specificity} (p) - 1 \}$
 Dimana sensitivity: HR dan specificity: $1 - \text{FAR}$, sehingga persamaan diatas dapat disederhanakan dengan persamaan dibawah ini:
 $J = \text{maksimum} (HR - \text{FAR})$

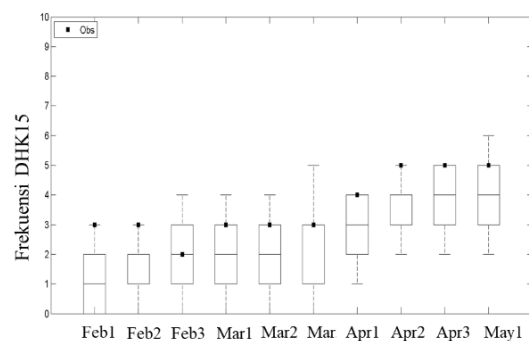
Akurasi Prediksi pada peluang optimal. Salah satu ukuran untuk menyatakan akurasi dari prediksi kejadian diskrit adalah *Proportion of Correct* (PC). Akurasi diuji untuk periode prediksi untuk MK1 dan MK2 tahun 2007-2009 dengan skenario 10 tanggal tanam. PC merupakan proporsi prediksi yang benar baik untuk kejadian ya dan tidak terhadap seluruh kejadian yang diprediksi. Nilai ini dirumuskan oleh Finley pada tahun 1884 [33], sebagai berikut:
 $PC = \text{HR} + \text{Correct non event} / \text{jumlah sampel data} (n)$

3. Hasil dan Pembahasan

Hasil Prediksi Ensemble. Prediksi yang bersifat probabilistik dapat menggambarkan tingkat ketidakpastiannya. Gambar 5 merupakan dua contoh prediksi akumulasi curah hujan *ensemble* selama 120 hari (1 musim tanam) untuk Kabupaten Indramayu dan Bone pada k waktu tanam 5 Februari 2003 dan 5 Mei 2013. Sebaran *ensemble* yang makin lebar dengan meningkatnya *lead time* menunjukkan tingkat ketidakpastian yang tinggi. Namun demikian, nilai observasi yang berada dalam sebaran prediksi menggambarkan nilai observasi dapat ditangkap dengan baik oleh sebaran prediksi.



Gambar 5. Sebaran prediksi curah hujan harian di kecamatan a) Lohbener (Kabupaten Indramayu) dengan tanggal tanam 5 Februari 2002, b) Barebbo (Kabupaten Bone) dengan tanggal tanam 5 Mei 2003.

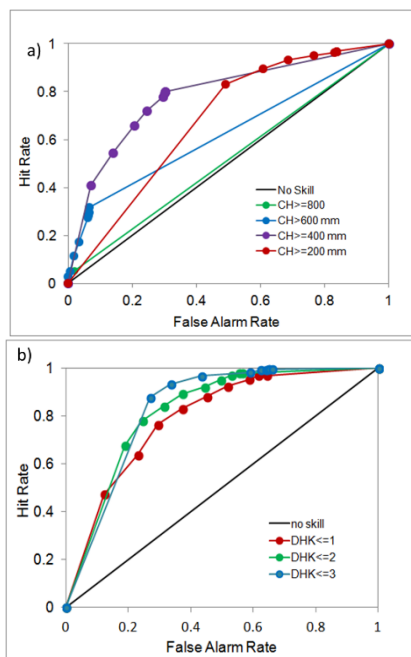


Gambar 6. Boxplot prediksi DHK15 untuk MK1 tahun 2001 di kecamatan Kandanghaur, kabupaten Indramayu

Gambar 6 merupakan salah satu contoh distribusi prediksi frekuensi DHK15. Nilai observasi jumlah CH yang berada pada median distribusi prediksi *ensemble* menunjukkan bahwa 50% dari *member* berada disekitar nilai observasi. Prediksi *ensemble* frekuensi DHK 15 menunjukkan sebaran yang lebih lebar. Umumnya nilai observasi berada pada kuartil atas dan *whisker* atas yang mengindikasikan bahwa hanya sekitar 25% dari *member* yang berada mendekati dengan observasi. Distribusi tersebut juga menunjukkan sebagian besar nilai prediksi lebih rendah daripada nilai observasi.

Keandalan Prediksi. Gambar 7 menunjukkan kurva ROC untuk prediksi jumlah CH (a) dan frekuensi DHK15 (b) di Kabupaten Indramayu. Kurva yang berada di atas garis diagonal menunjukkan kemampuan prediksi yang tinggi. Sebaliknya kurva yang dekat garis diagonal (garis *no-skill*) atau dibawahnya menunjukkan keandalan prediksi yang rendah. Luas kurva ROC positif ditunjukkan oleh nilai HR yang lebih tinggi dari FAR, yang mengindikasikan jumlah kejadian yang diprediksi benar lebih banyak daripada kejadian yang diprediksi yang salah.

Hasil analisis ROC menunjukkan keandalan prediksi yang rendah untuk jumlah $CH \geq 800$ mm dan $CH \geq 600$ mm yang ditunjukkan oleh garis kurva yang lebih dekat ke garis *no-skill*. Hal tersebut menunjukkan bahwa model mengalami kegagalan yang hampir sebanding dengan ketepatan saat memprediksi curah hujan [21]. Rendahnya keandalan disebabkan curah hujan observasi untuk nilai ambang tersebut lebih rendah dari sebagian besar *member* prediksi *ensemble*. Hasil analisis ROC menunjukkan keandalan yang tinggi untuk prediksi dengan nilai ambang $CH \geq 400$ mm dan $CH \geq 200$ mm (Tabel 1). Nilai ambang tersebut mendekati nilai curah hujan observasi pada MK di Kabupaten Indramayu. Menurut [34], dengan menggunakan prediksi *ensemble* untuk curah hujan bulanan di wilayah Kabupaten Indramayu menunjukkan hasil yang lebih konsisten dibanding dengan sistem prediksi tunggal. Akurasi prediksi di Kabupaten Bone tertinggi untuk jumlah $CH \geq 600$ mm, karena curah hujan yang lebih tinggi pada periode tersebut



Gambar 7. Keandalan prediksi a) jumlah CH dan b) DHK15 pada MK1 di Kabupaten Indramayu.

Tabel 1. Keandalan prediksi jumlah CH.

Kabupaten	MT	Nilai ambang CH (mm)	Keandalan
Indramayu	MK1	$CH \geq 800$	0.52
		$CH \geq 600$	0.63
		$CH \geq 400$	0.79
		$CH \geq 200$	0.68
Bone	MK2	$CH \geq 200$	0.62
		$CH \geq 800$	0.51
		$CH \geq 600$	0.63
		$CH \geq 400$	0.58

Tabel 2. Keandalan prediksi frekuensi DHK \leq 15

Kabupaten	MT	Nilai ambang DHK15	Keandalan
Indramayu	MK1	$DHK15 \leq 1$	0.76
		$DHK15 \leq 2$	0.78
		$DHK15 \leq 3$	0.80
	MK2	$DHK15 \leq 2$	0.64
		$DHK15 \leq 3$	0.64
Bone	MK2	$DHK15 \leq 1$	0.47
		$DHK15 \leq 2$	0.42

Keandalan prediksi di Kabupaten Indramayu pada MK1 tertinggi untuk jumlah $CH \geq 400$ mm. Pada MK2 prediksi hanya dilakukan untuk jumlah $CH \geq 200$ mm, karena curah hujan yang rendah pada periode tersebut. Nilai ROC yang tinggi pada $CH \geq 400$ mm dan $CH \geq 200$ mm menunjukkan nilai kritis curah hujan untuk peringatan kekeringan. Sejalan dengan penelitian ini, [35] menggunakan nilai ROC tertinggi untuk menentukan nilai kritis curah hujan untuk peringatan banjir.

Keandalan prediksi untuk frekuensi DHK15 berkisar 0.64-0.80 pada pola hujan musonal dan 0.42-0.47 pada pola hujan lokal (Tabel 2). Keandalan prediksi DHK15 yang lebih tinggi pada pola hujan musonal, karena periode tersebut merupakan puncak MK, sehingga kejadian hari tanpa hujan cukup banyak. Menurut [36], tingginya keandalan prediksi pada MK menandakan curah hujan pada periode tersebut lebih mudah di prediksi dibandingkan musim hujan. Hal ini disebabkan karena jumlah curah hujannya yang lebih sedikit dibandingkan pada musim hujan, khususnya untuk wilayah musonal. Pada periode Mei-Agustus merupakan salah satu puncak hujan pada daerah dengan pola lokal seperti di Kabupaten Bone, sehingga jumlah kejadian hari tanpa hujan lebih rendah.

Peluang optimal. Peluang optimal pengambilan keputusan berdasarkan jenis pengairan sawah, musim tanam dan wilayah diuraikan pada Tabel 3 dan 4. Nilai optimal tersebut menunjukkan jarak terjauh antara garis *no-skill* dengan kurva ROC atau selisih terbesar kejadian HR dan FAR terjadi pada peluang tersebut.

Tabel 3. Peluang optimal untuk prediksi jumlah CH

Kabupaten	MT	Nilai ambang CH (mm)	Peluang optimal
Indramayu	MK1	CH \geq 800	0.10
		CH \geq 600	0.10
		CH \geq 400	0.30
		CH \geq 200	0.90
Bone	MK2	CH \geq 200	0.30
	MK2	CH \geq 800	0.60
		CH \geq 600	0.40
		CH \geq 400	0.80

Tabel 4. Peluang optimal untuk prediksi frekuensi DHK15

Kabupaten	MT	Nilai ambang DHK15	Peluang optimal
Indramayu	MK1	DHK15 \leq 1	0.70
		DHK15 \leq 2	0.80
		DHK15 \leq 3	0.90
Bone	MK2	DHK15 \leq 2	0.20
		DHK15 \leq 3	0.60
	MK2	DHK15 \leq 1	0.80
		DHK15 \leq 2	0.60

Tabel 5. Keandalan prediksi jumlah CH pada peluang optimal

Kabupaten	MT	Nilai ambang CH (mm)	Keandalan
Indramayu	MK1	CH \geq 800	0.69
		CH \geq 600	0.75
		CH \geq 400	0.80
		CH \geq 200	0.73
Bone	MK2	CH \geq 200	0.65
	MK2	CH \geq 800	0.75
		CH \geq 600	0.64
		CH \geq 400	0.63

Tabel 6. Keandalan prediksi frekuensi DHK15 pada peluang optimal

Kabupaten	MT	Nilai ambang DHK15	Keandalan
Indramayu	MK1	DHK15 \leq 1	0.81
		DHK15 \leq 2	0.82
		DHK15 \leq 3	0.82
Bone	MK2	DHK15 \leq 2	0.72
		DHK15 \leq 3	0.66
	MK2	DHK15 \leq 1	0.55
		DHK15 \leq 2	0.52

Pada Tabel 3 dapat dilihat bahwa peluang optimal prediksi nilai ambang CH \geq 400-800 mm di Kabupaten Indramayu pada MK1 berkisar 0.10-0.30, sedangkan untuk nilai ambang CH \geq 200 pada peluang 0.90. Pada MK2 peluang optimal CH \geq 200 mm adalah 0.30. Di Kabupaten Bone, peluang optimal CH \geq 400-800 mm

terjadi pada yang kisaran yang lebih tinggi yaitu 0.40-0.80.

Pada Tabel 4, peluang optimal DHK15 pada MK1 di Kabupaten Indramayu dan MK2 di Kabupaten Bone menunjukkan nilai yang lebih tinggi berkisar 0.60-0.90. Sedangkan pada MK2 di Kabupaten Indramayu adalah 0.20 dan 0.60. Menurut Fluess et al (2005), nilai optimal dapat terjadi pada setiap titik kurva ROC dimana selisih antara HR dan FAR tertinggi. Peluang optimal merupakan titik dimana sebagian besar model memprediksi dengan benar [37].

Keberagaman nilai peluang optimal sangat ditentukan oleh kurva ROC. Peluang optimal yang tidak terletak pada peluang 50% mengindikasikan sebaran prediksi tidak terdistribusi secara merata terhadap nilai observasinya. Contohnya, prediksi CH \geq 800 mm dan CH \geq 600 mm pada MK1 di Indramayu peluang optimalnya adalah 10%. Artinya adalah prediksi jumlah CH \geq 800 mm dan CH \geq 600 mm benar yang paling sering terjadi adalah pada peluang 10%. Implementasinya adalah apabila hanya 10% *member* memprediksi CH \geq 800 mm dan CH \geq 600 mm, sudah dapat digunakan untuk pengambilan keputusan. Berbeda dengan prediksi jumlah CH \geq 200 mm yang peluang optimalnya 90%, dimana keputusan baru dapat diambil jika 90% *member* memprediksi pada nilai ambang curah hujan CH \geq 200 m.

Keandalan prediksi pada peluang optimal.

Keandalan prediksi berdasarkan peluang optimal diuraikan pada Tabel 5 dan 6. Penggunaan peluang optimal dalam pengambilan keputusan dapat meningkatkan keandalan prediksi *ensemble*. Baik untuk nilai ambang curah hujan maupun frekuensi DHK. Keandalan prediksi dengan menggunakan peluang optimal dalam menentukan tanam atau tidak tanam meningkat 5-17% pada MK1 dan 3-24% pada MK2. Begitu pula untuk prediksi frekuensi DHK15, keandalan prediksi meningkat 2-10% jika pengambilan keputusan dilakukan menggunakan peluang optimal.

4. Kesimpulan

Keandalan prediksi jumlah CH dan frekuensi yang diuji menunjukkan luas kurva ROC positif yang mengindikasikan jumlah kejadian yang diprediksi benar (HR) lebih banyak daripada kejadian yang diprediksi yang salah (FAR). Untuk Kabupaten Indramayu yang mempunyai pola hujan monsun, keandalan prediksi tertinggi untuk jumlah CH \geq 400 mm. Sedangkan untuk Kabupaten Bone dengan pola hujan lokal, keandalan prediksi tertinggi pada jumlah CH \geq 600 mm. Keandalan prediksi untuk frekuensi DHK15 berkisar 0.76-0.80 pada pola hujan monsun dan 0.42-0.47 pada pola hujan lokal.

Prediksi musim *ensemble* umumnya mempunyai sebaran yang tidak terdistribusi merata terhadap nilai observasinya, sehingga perlu ditentukan peluang optimal dimana prediksi tersebut sering benar. Di Kabupaten Indramayu, untuk $CH \geq 400-800$ mm untuk pengambilan keputusan lebih akurat dilakukan pada peluang 0.10-0.30, sebaliknya di Kabupaten Bone pada peluang 0.40-0.80. Untuk $CH \geq 200$ mm pada peluang 0.90 pada MK1 dan 0.30 pada MK2. Peluang optimal DHK15 pada MK1 di Kabupaten Indramayu dan MK2 di Kabupaten Bone menunjukkan nilai yang lebih tinggi berkisar 0.60-0.90, sedangkan pada MK2 di Kabupaten Indramayu adalah 0.20 dan 0.60.

Pengambilan keputusan menggunakan peluang optimal terbukti dapat meningkatkan keandalan prediksi jumlah CH dan frekuensi DHK15. Keandalan prediksi dengan menggunakan peluang optimal meningkat 5-17% pada MK1 dan 3-24% pada MK2. Begitu pula untuk prediksi frekuensi DHK15, keandalan prediksi meningkat 2-10%.

Saran. Prediksi curah hujan musim probabilistik berbasis harian berpotensi dikembangkan di wilayah Indonesia karena keandalan prediksi yang cukup tinggi dengan probabilitas yang dapat dikuantifikasi. Oleh karena sebaran *ensemble* prediksi yang lebar, perlu ditentukan peluang optimal untuk pengambilan keputusan untuk meningkatkan keandalan prediksi. Model prediksi yang andal berpotensi dikembangkan dalam perencanaan waktu tanam yang rendah risiko gagal tanam dan gagal panen.

Ucapan Terima Kasih

Penelitian ini didanai oleh Badan Litbang Pertanian melalui program KKP3N dengan no kontrak 749/LB.620/I.1/2013. Elza Surmaini dan Tri Wahyu Hadi merupakan contributor utama makalah ini. Penulis mengucapkan terima kasih kepada M. Ridho Syahputra atas bantuan teknisnya. Ucapkan terima kasih juga disampaikan para *reviewer* atas saran saran yang sangat berharga sehingga tulisan ini menjadi lebih baik.

Daftar Pustaka

- [1] E. Surmaini, and A. Faqih. Kejadian iklim dan dampaknya terhadap pertanian tanaman pangan di Indonesia. *Jurnal Sumber Daya Lahan*. Vol 10 (2), pp.115-128.
- [2] J. Slingo, and T. Palmer. Uncertainty in weather and climate prediction. *Phil. Trans. R. Soc. A*. vol. 369, pp. 4751-4767, 2011.
- [3] E. Becker, and H. van den Doll. Probabilistic Seasonal Forecasts in the North American Multimodel Ensemble: A Baseline Skill Assessment. *J Clim*, vol. 29, pp. 3015-3026, 2016.
- [4] E. Surmaini, T. W. Hadi, K. Subagyono, and N. T. Puspito. Prediction of drought impact on rice paddies in west Java using analogue downscaling method. *Indones J agric Sci*. vol 16, pp. 21-30, 2015.
- [5] T. Gneiting, and A. E. Raftery, A. E. Weather forecasting with ensembles methods. *Science*, vol 310, pp. 248-249, 2005.
- [6] S. Jun, N. Y. Kang, W. Lee, and Y. Chun. An Alternative Multi-Model Ensemble Forecast for Tropical Cyclone Tracks in the Western North Pacific. *Atmosphere*, vol. 8(12), pp.174-182, 2017.
- [7] T. Palmer. The primacy of doubt: Evolution of numerical weather prediction from determinism to probability, *J. Adv. Model. Earth Syst.*, vol. 9, pp. 730-734, 2017.
- [8] R. E. Nicholas, and D. S. Battisti. Empirical downscaling of high-resolution regional precipitation from large-scale reanalysis fields, *J. Appl. Meteorol. Climatol.* Vol. 51, pp.100-114, 2012.
- [9] L. Hay, J. LaFontaine, and S. Markstrom. Evaluation of statistically downscaled GCM output as input for hydrologic and stream temperature simulation in the Apalachicola-Chattahoochee-Flint River Basin (1961-1999), *Earth Interact.*, vol.18, pp.1-32, 2014.
- [10] H. G. Hidalgo, M. D. Dettinger, and D. R. Cayan. *Downscaling with Constructed Analogues: Daily Precipitation and Temperature Fields Over the United States*. California Energy Commission. PIER Energy-Related Environmental Research. 2008.
- [11] L. Juneng, F. Tanggang, H. Kang, W.J. Lee, and Y.K. Seng. Statistical Downscaling Forecasts for Winter Monsoon Precipitation in Malaysia Using Multimodel Output Variables. *J. Clim*, vol. 23, pp.17-36, 2010.
- [12] K. H. Kang, C. K. Park, A. L. S. Solis, and K. Stitthichivapak. Multimodel output statistical downscaling prediction of precipitation in the Philippines and Thailand. *Geophysics Research Letter*, vol. 34, L15710. 2007.
- [13] D. J. Vimont, D. S. Battisti, and R. L. Naylor. Downscaling Indonesian precipitation using large-scale meteorological fields. *International Journal of Climatology*, vol.30, pp.1706-1722, 2010.
- [14] A. Syafril, T. W Hadi, S. Hadi, and B. Tjasyono. Prediksi hujan bulanan menggunakan adaptive statistical downscaling. *Jurnal Meteorologi dan Geofisika*, vol. 14 (1), pp. 25-21, 2013.
- [15] S. J. Mason, and N. E. Graham. Conditional probabilities, relative operating characteristics, and relative operating levels. *Weather and Forecasting*, vol.14, pp.713-725, 1999.

- [16] S. J. Mason, and N. E. Graham. Areas beneath the relative operating characteristics (ROC) and relative operating levels (ROL) curves: Statistical significance and interpretation. *Q. J. R. Meteorol. Soc.* vol. 128, pp. 2145–2166, 2002.
- [17] M. Vihinen. How to evaluate performance of prediction methods? Measures and their interpretation in variation effect analysis. *Proceeding of BMC Genomics*, 2012, pp. 13(Suppl 4): S2.
- [18] H. L. Chang, S. C. Yang, P. L. Lin, and Y. C. Liou. Analysis of the Relative Operating Characteristic and Economic Value Using the LAPS Ensemble Prediction System in Taiwan. *Mon. Wea. Rev.* vol. 143, pp. 1833-1846. 2015.
- [19] L. O. Harvey, K. R. Hammond, C. M. Lusk, and E. F. Mross. The application of signal detection theory to weather forecasting behavior. *Mon. Wea. Rev.*, vol. 120, pp. 863–883, 1992.
- [20] T. Fawcett. An introduction to ROC analysis. *Pattern Recognition Letters*, vol. 27, pp. 861–874, 2006.
- [21] Kadarsah. Aplikasi ROC untuk Uji Keandalan Model HYBMG. *Jurnal Meteorology dan Geofisika*, vol. 11 (2): 33-43, 2010.
- [22] F. Y. Rohmawati, R. Boer, A. Faqih. Prediksi Awal Musim Hujan Berdasarkan Indeks Variabilitas Iklim di Pulau Jawa. *Jurnal Tanah dan Iklim*, vol. 38 (1):35-42, 2014.
- [23] S. Rustiana, E. Hermawan, N. A. Kusumah. Rainfall Prediction of Java Island during the dry and rainy season with Climate Predictability Tool (CPT) (Base on CHIRPS Data). The 5th International Symposium for Sustainable Humanosphere. <http://repository.lapan.go.id/index.php>. (diakses 15 April 2018).
- [24] E. Surmaini, T.W. Hadi, K. Subagyono, and N.T. Puspito. Early detection of drought impact on rice paddies in Indonesia. *Theoretical and Applied Climatology*, vol. 121, pp. 669-684, 2015.
- [25] E. G. Castillo, R. J. Buresh and K. T. Ingram, Lowland rice yield as affected by timing of water deficit and nitrogen fertilization. *Agronomic Journal*, Volume 84, Issue 2 pp. 152-159, 1992.
- [26] D. F. Tabbal, B. A. M. Bouman, S. I. Bhuiyan, E. B. Sibayan, and M. A. Sattar. On-farm strategies for reducing water input in irrigated rice: case studies in the Philippines. *Agriculture Water Management*, vol. 56, pp.93-112, 2002.
- [27] J. A. Hatala, M. Detto, O. Sonnentag, S. J. Deverel, J. Verfaillie, and D. D. Baldocchi, 2012: Greenhouse gas (CO₂, CH₄, H₂O) fluxes from drained and flooded agricultural peatlands in the Sacramento–San Joaquin Delta. *Agric. Ecosyst. Environ.* Vol. 150, pp. 1–18, 2012.
- [28] A. U. Timm, D. R. Roberti, N. A. Streck, L. G. G. de Gonzales, O. C. Acevedo, O. L. L. Moraes, V. S. Moreira, G. A. Degrazia, M. Ferlan, D. L. Toll. Energy Partitioning and Evapotranspiration over a Rice Paddy in Southern Brazil. *Journal of hydrometeorology*. Vol. 15, pp. 1975-1987, 2014.
- [29] E. Surmaini, T. W. Hadi, and K. Subagyono, N. T. Puspito. Penentuan Nilai Ambang Curah Hujan untuk Deteksi Dini Kekeringan pada Tanaman Padi Sawah: Studi Kasus Provinsi Jawa Barat dan Sulawesi Selatan. *Jurnal Tanah dan iklim* 38 (2):79-87, 2014.
- [30] S. J. Mason. Understanding forecast verification statistics. *Meteorological Applications*, vol.15, pp.31-40, 2008.
- [31] E. F. Schisterman, N. J. Perkins, A. Liu, and H. Bondell. Optimal cut-point and its corresponding Youden Index to discriminate individuals using pool blood samples. *Epidemiology*, vol. 16 (1), pp.73-81, 2005.
- [32] G. Shan. Improved Confidence Intervals for the Youden Index. *PLoS ONE*, vol. 10(7), pp. e0127272, 2015.
- [33] D. S. Wilks. *Statistical Methods in Atmospheric Science*. Academic Press. 627p, 2006.
- [34] Y. S. Swarinoto, E. Aldrian, A. H. Wigena. Model system prediksi ensemble total curah hujan bulanan dengan nilai pembobot (Kasus wilayah Kabupaten Indramayu. *Jurnal Meteorologi dan Geofisika* vol 13(3): 189-200, 2012.
- [35] D. H. Bae, M. H. Lee, and S. K. Moon. Development of a precipitation–area curve for warning criteria of short-duration flash flood. *Nat. Hazards Earth Syst. Sci.*, vol 18: 171–183, 2018.
- [36] R. Muharsyah. Kajian verifikasi produk prakiraan curah hujan bulanan (2003-2012). *Jurnal Meteorologi dan Geofisika* vol 18(2):33-44, 2017.
- [37] N. J. Perkins and E. F. Schisterman. The inconsistency of “optimal” cut-points using two ROC based criteria. *American Journal of Epidemiology*, vol. 163, no. 7, pp. 670–675, 2006.