

PENDUGAAN FLUKS PANAS DAN EVAPOTRANSPIRASI DENGAN JARINGAN SYARAF TIRUAN

HEAT FLUX AND EVAPOTRANSPIRATION ESTIMATION USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

Satyanto Krido Saptomo*

Departemen Teknik Sipil dan Lingkungan, Institut Pertanian Bogor
Fakultas Teknologi Pertanian, Kampus Institut Pertanian Bogor, Darmaga, Bogor 16680
* Corresponding Author. E-mail: saptomo@ipb.ac.id

Penyerahan Naskah: 14 Januari 2011
Diterima untuk diterbitkan: 27 Mei 2011

ABSTRACT

Artificial neural network (ANN) approach was used to model energy dissipation process into sensible heat and latent heat (evapotranspiration) fluxes. The ANN model has 5 inputs which are leaf temperature T_l , air temperature T_a , net radiation R_n , wind speed u_c and actual vapor pressure e_a . Adjustment of ANN was conducted using back propagation technique, employing measurement data of input and output parameters of the ANN. The estimation results using the adjusted ANN shows its capability in resembling the heat dissipation process by giving outputs of sensible and latent heat fluxes closed to its respective measurement values as the measured input values are given. The ANN structure presented in this paper suits for modeling similar process over vegetated surfaces, but the adjusted parameters are unique. Therefore observation data set for each different vegetation and adjustment of ANN are required.

Keyword: irrigation, hydrology, water balance, energy balance, artificial neural network

PENDAHULUAN

Salah satu faktor yang sangat penting dalam menentukan kebutuhan air irigasi adalah evapotranspirasi. Berbagai metode evapotranspirasi telah dikembangkan, seperti metode Penmann-Monteith dan standarisasinya oleh asosiasi teknik sipil ASCE (Allen, 2005). Standarisasi ini menghasilkan nilai evapotranspirasi yang bukan aktual, melainkan kondisi potensial untuk satu tanaman referensi sehingga harus dicari koefisien untuk mendapatkan nilai sesungguhnya untuk tanaman tertentu.

Pengukuran evapotranspirasi secara aktual yang biasa dilakukan adalah menggunakan *lysimeter*. Penggunaan *lysimeter* ini tidak terlepas dari tujuan untuk mendapatkan hasil pengukuran setiap komponen neraca air dengan pengukuran yang akurat, sehingga dapat diperoleh nilai evapotranspirasi aktual dari suatu tanaman, manajemen lahan dan airnya.

Komponen evapotranspirasi selain terdapat dalam neraca air, juga terdapat dalam neraca energi. Evapotranspirasi dalam neraca energi direpresen-

tasikan dengan jumlah energi panas laten yang ada pada suatu neraca energi. Apabila porsi panas laten ini dapat ditentukan maka evapotranspirasi aktual juga bisa dihitung, dengan asumsi semua komponen energi panas lainnya seperti radiasi netto, *gound heat* dan panas terasa (*sensible heat*) dapat ditentukan dengan tepat.

Metode analisis neraca energi ini pada dasarnya juga digunakan dalam formulasi Penmann-Monteith. Sehingga parameter-parameter yang digunakan dalam formula tersebut menggambarkan kondisi lahan yang mempengaruhi evapotranspirasi, atau neraca energinya. Formulasi ini dapat digantikan dengan suatu fungsi lain, yang adaptif terhadap kondisi di lokasi tersebut dengan pendekatan kecerdasan buatan yaitu Jaringan Syaraf Tiruan (JST) atau Artificial neural networks (ANNs).

JST berusaha untuk mensimulasikan fungsi dari otak manusia dalam bentuk simpul-simpul syaraf (neuron) yang masif dan melakukan pengolahan informasi secara paralel dan menggunakan aturan pembelajaran (Lippmann, 1987). Aturan pembelajaran ini akan dapat memodifikasi perilaku neuron-neuron sebagai respon terhadap lingkungan

mereka dan melakukan pengesetan sendiri (*self-adjust*) guna menghasilkan respons yang konsisten.

Kemampuan JST ini dapat digunakan sebagai pendekatan terhadap permodelan suatu sistem yang kompleks seperti proses-proses biologi dan klimatologi. Penggunaan teknik ini telah disajikan oleh beberapa peneliti untuk prediksi radiasi matahari harian (Elizondo *et al.* 1994) dan evaporasi (Tahir 1998). Dalam makalah ini disajikan pendekatan JST untuk pendugaan fluks panas evapotranspirasi.

METODE PENELITIAN

Arsitektur

Jaringan syaraf tiruan yang digunakan dalam studi ini adalah *feed forward multi layered perceptron (MLP)* yang merupakan model yang paling banyak dan mudah untuk digunakan. Dalam MLP terdapat lapisan-lapisan *input*, *hidden* dan *output* yang terbentuk dari unit-unit yang disebut neuron dan *nodes*. Neuron pada lapisan input berfungsi untuk menerima input dan mendistribusikan menuju ke tahapan berikutnya dalam jaringan. Sinyal informasi yang diterima pada lapisan berikutnya adalah jumlah dari output lapisan sebelumnya yang telah diberi suatu bobot. Sehingga input x pada suatu *node* i pada lapisan l ditentukan sebagai berikut :

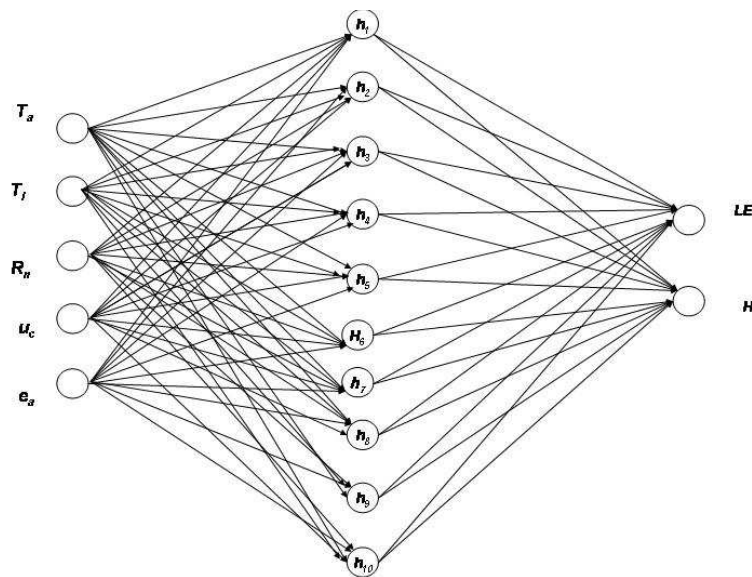
$$x_i^l = \sum_{j=0}^{N^{l-1}} w_{ij}^l y_j^{l-1}$$

dimana N adalah jumlah *node*, w_{ij} adalah bobot untuk koneksi antara *node* j dan *node* i dan y_j output *node* j . Output dari sebuah *node* diperoleh melalui fungsi aktivasi *node* dengan input ke *node* tersebut sebagai argumen. Fungsi aktivasi yang digunakan ini merupakan fungsi sigmoid 0 ke 1.

$$y = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

Input dan output untuk JST ini ditentukan berdasarkan metode yang umum digunakan untuk penentuan panas *sensible* dan evapotranspirasi. Formula Penman-Monteith membutuhkan input temperatur udara T_a , *ground heat flux* G , tekanan uap di udara e_a dan didekat permukaan tanah e_g , dan radiasi netto R_n , untuk menghitung panas *sensible* dan evapotranspirasi. Selain itu juga digunakan parameter-parameter resistansi yang terkait tanah dan indeks luas daun, kecepatan angin yang dibutuhkan sebagai input ke persamaan tersebut.

Beberapa input untuk formula Penman-Monteith dapat digantikan dengan data-data terukur apabila pendekatan JST digunakan, karena data-data tersebut sudah membawa informasi-informasi yang kemudian bisa diolah dalam JST. Sehingga input untuk JST ini adalah e_a (hPa), T_a (°C), R_n (Wm^{-2}), kecepatan angin u_c (m/s), dan temperatur daun T_l (°C). Kelima input ini cukup untuk merepresentasikan informasi terkait jumlah energi, kelembaban udara dan ketersediaan panas. Karena JST ini dibuat untuk tumbuhan tertentu, dalam hal ini rumput *pasture*, pada kondisi dalam hal pengolahan tanah dan manajemen air tertentu, maka parameter lainnya seperti *ground heat flux*, tekanan uap jenuh dan resistansi-resistansi perlakuan sebagai fungsi internal dalam JST.



Gambar 1 JST untuk pendugaan panas sensible dan evapotranspirasi.

Gambar 1 menunjukkan JST untuk pendugaan panas *sensible* dan evapotranspirasi, dengan 5 node input, 10 *hidden* node dan 2 node output. Output dari JST ini adalah panas *sensible* H dan evapotranspirasi LE dalam satuan Wm^{-2} .

Training

Pengesetan bobot dari setiap koneksi antara *input*, *hidden* dan *output* dilakukan dengan menggunakan metode *Back Propagation*. Dalam metode ini dilakukan evaluasi *error* $(t_{pj}-o_{pj})$ dimana o_{pj} adalah output aktual dari preceptron j untuk bagian dari set data training p , dan t_{pj} adalah target output. Proporsi dari sinyal *error* dialokasikan pada berbagai koneksi di dalam jaringan dan bobot dari setiap koneksi kemudian disesuaikan untuk mendapatkan *error* yang lebih kecil.

Fungsi *error* E_p didefinisikan sebagai:

$$E_p = \frac{1}{2} \sum_j (t_{nj} - o_{nj})^2$$

untuk setiap unit. Bobot dari setiap koneksi pada *stage* $(t+1)$ dari training berhubungan dengan bobotnya pada *stage* sebelumnya:

$$w_{ij(t+1)} = w_{ij}(t) + \eta \delta_{pj} O_{pj}$$

dimana η adalah *gain* yang menentukan laju pembelajaran. Lapisan output δ_{pj} kemudian dituliskan sebagai:

$$\delta_{pj} = O_{pj} (1 - O_{pj}) (t_{pj} - O_{pj})$$

dan untuk lapisan tersembunyi (*hidden layer*) :

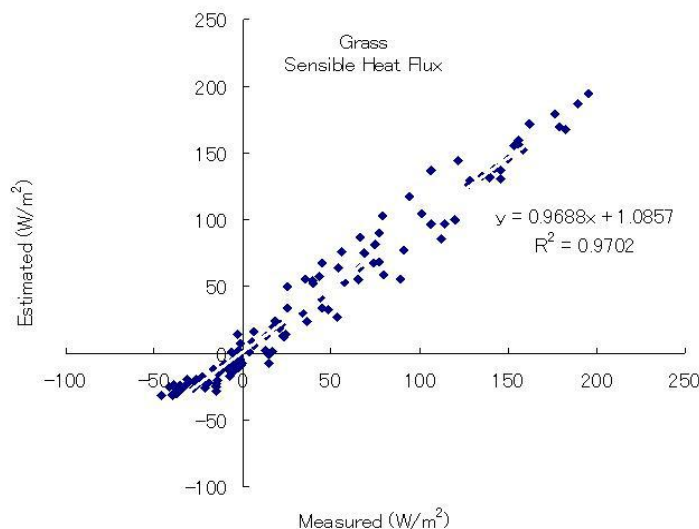
$$\delta_{pj} = O_{pj} (1 - O_{pj}) \sum_k \delta_{pk} w_{jk}$$

Algoritma belajar seperti ini dapat ditemukan pada berbagai buku komputasi atau kecerdasan buatan seperti Kecman (2001), Cartwright (1993) and Haykin (1999).

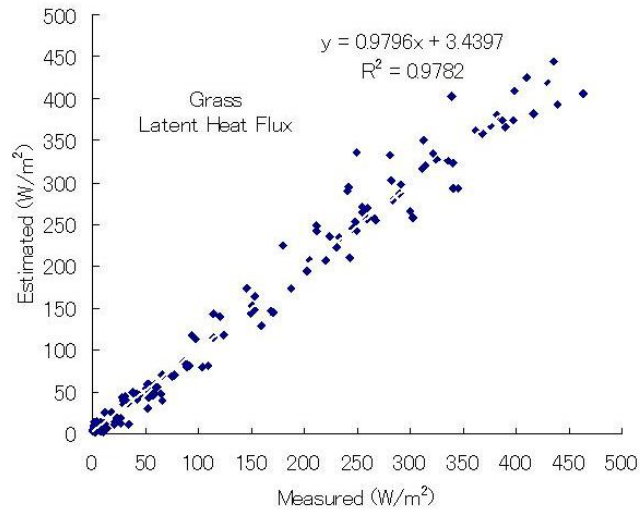
HASIL DAN PEMBAHASAN

Set data untuk *training* atau pembelajaran JST ini adalah data-data pengukuran T_l, T_a, R_n, u_c, e_a (hPa) sebagai input pada node input dan LE (Wm^{-2}) and H (Wm^{-2}) untuk node output. Data-data ini diukur dengan peralatan pengukuran mikro-meteorologi dan *Eddy Covariance System (ECS)*. Data-data training tersebut digunakan untuk melakukan *adjustment* dari JST melalui proses training dengan teknik *Back Propagation*.

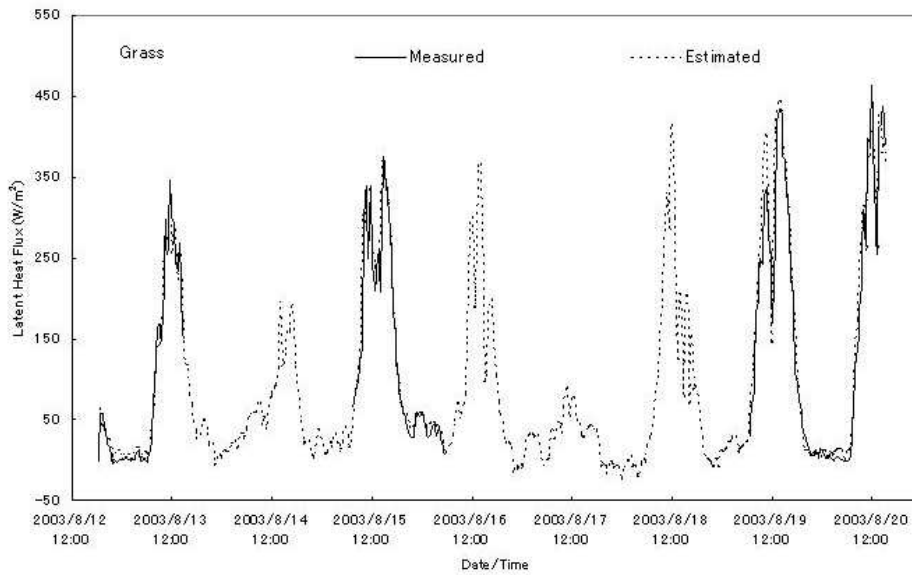
Gambar 2 memperlihatkan perbandingan antara data pengukuran dengan hasil estimasi menggunakan JST untuk fluks panas *sensible*. Terlihat persamaan regresi dengan R^2 yang mendekati 1. Nilai *intercept* pada persamaan regresi linier antara data dan estimasi memiliki nilai yang cukup kecil yaitu 1. Hasil yang serupa dapat dilihat pada Gambar 3 yang merupakan perbandingan antara data dan estimasi dari fluks panas evapotranspirasi, dengan R^2 mendekati 1 dan *intercept* yang cukup rendah. Dari kedua gambar ini dapat disimpulkan bahwa JST telah cukup baik memodelkan proses ini dan dapat menghasilkan estimasi yang mendekati data pengukuran dengan input yang telah diberikan.



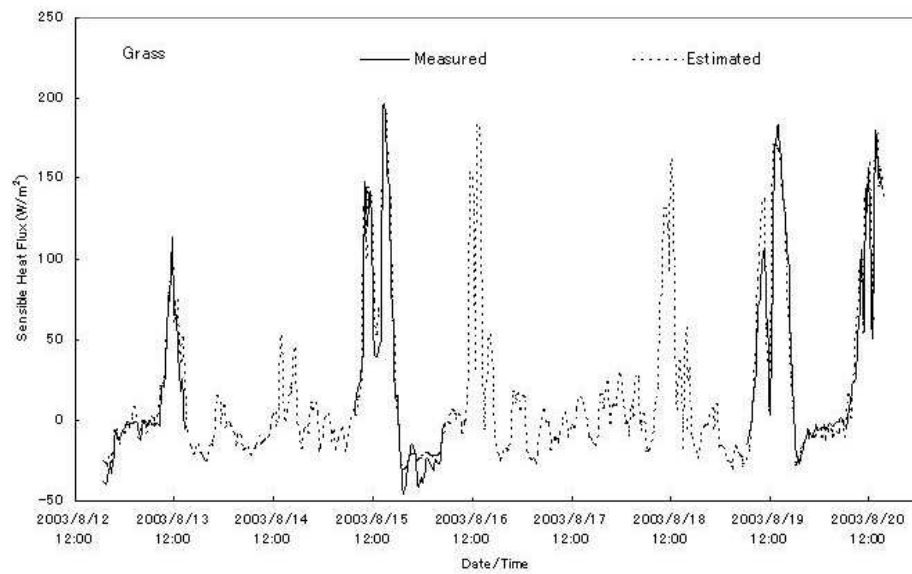
Gambar 2 Perbandingan antara fluks panas sensible antara pengukuran dan estimasi JST



Gambar 3 Perbandingan antara fluks panas evapotranspirasi antara pengukuran dan estimasi JST



Gambar 4. Fluks panas evapotranspirasi



Gambar 5. Fluks panas sensible

Dengan mempergunakan JST yang telah dibuat, dilakukan estimasi nilai fluks panas *sensible* dan evapotranspirasi berdasarkan data pengamatan yang pernah dilakukan. Gambar 3 memperlihatkan fluktuasi fluks panas evapotranspirasi, dimana garis yang solid menunjukkan nilai yang terukur dengan ECS dan garis putus-putus menunjukkan hasil estimasi dengan mempergunakan JST. Dapat dilihat bahwa pengukuran tidak dapat dilakukan secara kontinyu karena keterbatasan operasional alat ukur. Namun dengan adanya pengukuran parameter-parameter input ke JST, nilai evapotranspirasi tetap dapat diperkirakan. Pada gambar tersebut juga dapat dilihat bahwa JST dapat memberikan estimasi yang cukup baik dibandingkan data pengukuran. Sehingga estimasi pada waktu dimana data evapotranspirasi tidak terukur dapat dilakukan selama parameter input yang dibutuhkan oleh JST dapat dipenuhi.

Seperti halnya Gambar 4, fluktuasi fluks panas *sensible* ditampilkan pada Gambar 5. Karena pengukuran menggunakan alat yang sama, maka data fluks panas *sensible* juga tidak dapat diperoleh melalui pengukuran pada waktu-waktu tertentu. Akan tetapi hasil estimasi JST menunjukkan kemampuannya dalam memberikan nilai estimasi panas *sensible* berdasarkan parameter input yang diberikan dan dapat memperkirakan nilai panas *sensible* tersebut pada hari-hari pengukuran langsung tidak dilakukan.

Pada JST ini tidak ada hubungan langsung dalam bentuk koneksi antar neuron di dalamnya antara *LE* dan *H*. Pada kenyataannya nilai *LE* dan *H* saling mempengaruhi dalam satu neraca energi, sehingga pergeseran porsi ke salah satu komponen panas akan menyebabkan pengurangan porsi dari komponen yang lain. Hal ini seharusnya dapat direpresentasikan dalam formulasi JST tersebut.

Walaupun JST dapat memberikan kemudahan dalam memodelkan sesuatu proses, seperti proses biologik dan neraca energi, tetapi JST memiliki keterbatasan yang harus dipahami. Pada kasus ini diketahui bahwa JST di-training dengan menggunakan set data tertentu. Hal ini menyebabkan JST ini hanya dapat digunakan pada rentang data yang digunakan dalam training tersebut. Selain itu JST dibuat sesuai dengan kondisi lapang tertentu, tanaman, kondisi fisik, pengolahan lahan dan

manajemen air tertentu yang menyebabkan JST ini tidak bisa digunakan untuk tumbuhan yang berbeda atau kondisi yang berbeda, walaupun struktur JST ini dapat digunakan secara umum

KESIMPULAN

Sebuah jaringan syaraf tiruan (JST) telah dibuat untuk estimasi fluks panas *sensible* dan evapotranspirasi. JST ini menunjukkan kemampuannya dalam mengestimasi fluks panas *sensible* dan evapotranspirasi dengan cukup baik. Struktur JST yang telah dibuat dapat digunakan untuk estimasi evapotranspirasi aktual selama data yang digunakan untuk training adalah data hasil pengukuran evapotranspirasi aktual dan data-data lain yang dibutuhkan sebagai input juga cukup baik. Akan tetapi satu kali *adjustment* hanya berlaku pada suatu kondisi yang serupa baik dalam hal jenis tanaman maupun manajemen lahan dan air, juga kondisi fisik dari tanaman tersebut. Sehingga untuk setiap kondisi yang berbeda harus dilakukan training dengan data yang sesuai pada kondisi tersebut.

DAFTAR PUSTAKA

- Allen, R. G. I. A. Walter, R. Elliott, T. Howell, D. Itenfisu, M. Jensen. 2005. The Asce Standardized Reference Evapotranspiration Equation. Environmental and Water Resources Institute of the American Society of Civil Engineers.
- Cartwright, H.M. 1993 *Application of Artificial Intelligence in Chemistry*. Oxford University Press, New York.
- Elizondo, D., G. Hoogenboom and R.W. McClendon 1994 Development of a Neural Network model to predict daily solar radiation. *Agricultural and Forest Meteorology*, **71**:155-132
- Haykin, S. 1999 *Neural Network : A Comprehensive Foundation*. Prentice-Hall, New Jersey.
- Kecman, V. 2001 *Learning and Soft Computing*. The MIT Press, London.
- Tahir, S.A. 1998 "Estimationg potential evaporation using artificial neural network" *Proceeding of The Tenth Afro-Asian Conference ICID*, pp A-28.1-12.