

PLANT FACTORY IN THE 21st CENTURY

Y. Hashimoto
Department of Biomechanical Systems
Ehime University
Tarumi, Matsuyama, 790-8566, Japan
E-mail : YasushiHASHIMOTO@agr.ehime-u.ac.jp

ABSTRACT

The higher stage of development of plant factory is discussed, that involves technologies such as process control for the plant growth environment, mechanization for material handling, system control for production and computer applications.

Further, the advantages of a plant factory include production stabilization, higher production efficiency, and better quality management of products through a shortened growing period, better conditions, lower labor requirements, and easier application of industrial concepts.

Finally, to realize the ultimate plant factory using both solar and artificial light, the intelligent approach from control engineering, physiological ecology and artificial intelligence(AI) may be inevitable and introduced based on some works done by authors.

Key Word : Plant Factory, Agricultural Automation, Intelligent Control.

INTRODUCTION

There is a strong demand for technological breakthrough in development of alternative food production systems. Recent rapid progress of the world's industries has been brought about by the implementation of such technologies as systems modeling of the production process with advanced information processing, and the automation and rationalization of production lines.

Agriculture has, however, not benefited from many of these advanced technologies until very recently. Modeling complex agricultural systems is a very difficult task. Furthermore, the complicated models that have been developed have been treated analytically and have not provided much appreciable benefit. The only notable technological achievements for the basic agricultural infrastructure have been in irrigation and drainage technology and the advances made in engineering machinery to reduce labor and increase production. Otherwise, the application of advanced technology to agriculture has stagnated. Today, the promise of more efficient farming through the application of computers and automation is as elusive as ever. In the horticultural sector, the implementation of information technology (computer applications) and automation is now being rapidly implemented in greenhouses.

It has been 20 years since some of Japanese researchers started their works on development of plant factory which is much more advanced than greenhouse.

The steady progress in development of plant factory is being made as concerned with the facts such the shortage of farm labors, the environmental issues, the energy issues, the food shortage, the IT advancement and the agricultural ethics in the 21st Century(Takatsuji: 1986, Murase et al.:2000).

PLANT FACTORY

More than 50 years ago, an *epoch-making experiment* was done by Prof. Went at

California Institute of Technology, using phytotron, where remarkably positive effect of temperature optimization on tomato growth was revealed. The result suggested us that the optimization for plant growth had been never made clear only under the natural environment, which would be so-called one of the *paradigm shifts in plant science*. Since then, a lot of phytotrons for the creation of micro-meteorological environment had been constructed to find these optimization. It was, however, too difficult to simulate the these conditions in the phytotron. Almost all approaches were unsuccessful.

In 1970, a plant growth system consisting of systematically integrated growth chambers was used to demonstrate that plant growth can be significantly improved by applying optimum growth conditions in terms of the limited environmental factors such as temperature, relative humidity, light intensity and CO₂ gas concentration. Those scientific achievements in USA have motivated the early stage of development of closed plant growing system with controlled artificial environment. The research and development was extended to the first stage of plant factory, so-called *fully controlled plant factory*, that involved technologies such as process control for the plant growth environment, system control for production and computer applications.

On the contrary, it may be noted that the highly advanced greenhouses in the northern European countries as in Netherlands and Belgium should be recognized as plant factory with both solar and artificial light. That may be called as *greenhouse type plant factory*. Recently these plant factory also increases in Mazzaron, Murusia, Spain.

Thus, there are two types of plant factory. One is a greenhouse type plant factory which is heavily equipped with sophisticated environment control system, machines, instrumentation, computers and artificial light source as a supplement during occasions of low solar radiation (Fig.1). The other is a closed fully controlled plant growing factory which does not utilize solar radiation (Fig. 2). Both plant factories are now expected as the *epoch-making* system for alternative food production.



Fig. 1 Greenhouse type plant factory.



Fig. 2 Closed fully controlled plant factory.

A precise definition of a plant factory has not to be established yet. In a broad sense, a plant factory is defined as "a production system in which plants are under continuous production control throughout the growth period until the harvest". A narrow definition is "all-year-round plant cultivation system in a completely artificial environment"(Murase et al.:2000).

GREENHOUSE TYPE PLANT FACTORY

It may be clear that many of the large scale greenhouses extensively used in northern

European countries should be called as a kind of plant factories. They are intensively automated and computerized.

The following two problems have to be solved in order to optimize operation of these greenhouse type plant factory;

1) plant response against environmental conditions varied largely with climatic conditions has to be analyzed,

2) optimum cultivation technique under greenhouse type plant factory for individual crop must be developed according to the increase of crop varieties grown in the greenhouse type plant factory.

The dynamic response of plant physiological ecology against environmental stress must be clarified using multi dimensional measurements including infra-red image analysis. Utilizing those information obtained by bio-instrumentation could reduce energy consumption and running cost which lead to the study of the environmentally friendly control system.

SPA FOR PLANT FACTORY IN THE NEXT GENERATION

In general, the physiological status of a plant during cultivation varies with time and is affected significantly by environmental factors. For more effective control of such a system, it is efficient to monitor the physiological status of the plant. Actually, measurement and identification of plant responses for optimal control of the environment based on plant responses are necessary. This is called "the speaking plant approach (SPA)" for plants during cultivation (Hashimoto.:1980, 1989, Sigrimis et al.:2000).

Advancement of the SPA was particularly useful for solving the second problem mentioned in the previous section in terms of handling vague information provided by plants and knowledge accumulated by human in the environment control for the greenhouse type plant factory. Authors(Hashimoto et al.: 1984a, 1984b, 1989 and 1992) have attempted an extensive study on SPA in conjunction with optimization of environment control of greenhouse type plant factory. The non-linear photosynthetic rate as affected by radiation was identified using spectral analysis for frequency-domain and the least square analysis for time-domain. Further, expert system was employed for determining the set point of nutrient solution for tomato hydroponics. It was found that the genetic algorithms, neural networks(Murase et al.: 1991a, 1991b, Hashimoto:1997), fuzzy logics and other bio-system derived algorithms (Murase:1998) are particularly useful for implementing SPA.

EXAMPLE FROM THE SYSTEM CONTROL (Morimoto & Hashimoto:2000)

1 Speaking plant approach(SPA)-based control system

For the greenhouse type plant factory, it is essential to control the environment optimally, taking the physiological status of the plant into consideration. This has been explored as a "speaking plant approach (SPA)" mentioned above.

Fig. 3 shows the schematic diagram of *speaking plant-based control system* for a plant production process grown in hydroponics. In general, plant control systems can be complex, large-scale systems involving many management tasks. Here, a decentralized computer control system with a hierarchical structure aimed at effectively using existing computers is proposed. It consists of three computers: a computer (I) for controlling the environment in the greenhouse, a computer (II) for determining the optimal setpoint of the environment and a computer (III) for design and diagnosis. All computers used in this system (decentralized computer system) are existing ones that were already in use. It is therefore economical from an investment point of view. They are connected to a local

area network (LAN) and communicate with each other. From the SPA viewpoint, physiological responses of the plant are measured using sensors and transferred to computers II and III where the optimal setpoints of the environment are determined using control algorithms on the plant response and environmental data.

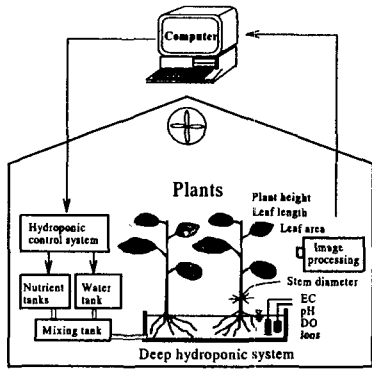


Fig.3 Schematic diagram of the SPA-based control system

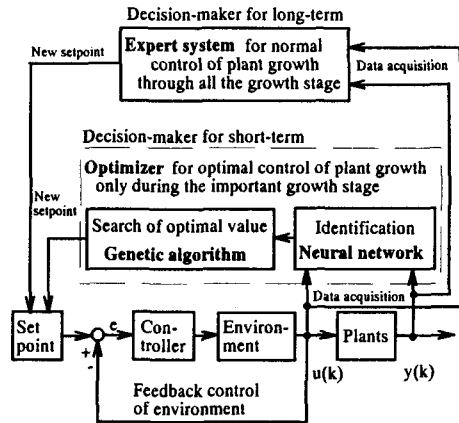


Fig.4 Hierarchical intelligent control system composed of ES, ANN and GA

Tomato plants (*Lycopersicon esculentum* Mill. cv. Momotaro) were used in the hydroponic optimization experiment and tomato fruits (mature green ones) in the optimization of storage experiment.

2 Hierarchical structure in the decision system

From an energy saving point of view, it is not always necessary to apply on-line optimal control to the plant production system through all the growth stages. The alternative use of two decision systems are presented: an elaborate on-line decision system that was only applied to the plants during important growth stages, and a rough off-line decision system that was applied to the plants throughout growth. This combination may be effective in realizing the optimization of the plant production process. A hierarchical control system seems to be effective for implementing these tasks.

Fig. 4 shows the block diagram of a "speaking plant"-based control system with a hierarchical structure for decision-making. It consists of two decision systems, an expert system (computer III) and an optimizer (computer II), for determining the optimal setpoints of the environment, and a feedback control system (computer I) for maintaining the environment at the optimal setpoints (Morimoto et al.:1995, :1997a, :1997b).

In this study, two decision systems, an **expert system** and an **optimizer**, are used for optimization. The expert system is an off-line decision system which provides suitable environmental setpoints throughout growth over the long-term. Usually, the cultivation processes are adequately (though not optimally) controlled with the instructions of the expert system. The setpoints from the expert system were not scientifically optimal and is often simple and rough. Therefore, when plants reach important growth stages, the optimizer takes over for more precise (optimal) control. In this case, the controller replaces the expert system with the optimizer, and the optimizer only has priority over the expert system during important growth stages. The optimizer, consisting of **neural networks** and **genetic algorithms**, is an on-line decision system. It determines the optimal environmental setpoints for short-term control. In this method, plant responses, affected by environmental factors, are first identified using neural networks, then the optimal environmental setpoints are searched for through simulations of the identified

neural-network model using genetic algorithms.

Two decision systems, the expert system and the optimizer, are used alternatively according to the stage of plant growth. The change of controller is based on the judgments of both a skilled grower and the expert system.

3 Optimization problems in the hydroponic cultivation process

Hydroponic culture techniques are suitable for the flexible control of the root-zone environment of plants, and for mechanization of cultivation processes. The technique behind good fruit yields in tomato cultivation is to keep an optimal balance between vegetative growth (e.g., root, stem and leaf growth) and reproductive growth (e.g., flower and fruit growth). In hydroponic cultivation, however, vegetative growth becomes more active than reproductive growth because the roots of plants always exist in a suitable environment for the uptake of nutrient ions. Active vegetative growth induces poor reproductive growth. Tomato plants (*Lycopersicon esculentum* Mill. cv. Momotaro) were used in the experiment.

The nutrient concentration of the solution in hydroponics is one of the most important control factors for adjusting the balance between the two types of growth. Most skilled growers usually increase the nutrient concentration as the plants grow.

It is also important to use two types of control systems for actual cultivation. One is an on-line optimal (elaborate) control applied for short-term regulation (e.g. at important growth points like the seedling stage and at flowering), and the other is a simple off-line control applied for long-term regulation (e.g. whole growth stage). From these findings, two types of optimization problems (I and II) were considered for controlling the hydroponic cultivation process of tomato plants.

Problem I : The first problem is to determine suitable setpoints of nutrient concentration to adequately maintain the balance between the two types of growth throughout growth, using simple off-line control system.

Problem II : The second problem is to determine optimal setpoints of nutrient concentration for optimizing the balance between the two types of growth only during the important growth stage by using an elaborate on-line control system.

It is known that in the cultivation of tomatoes the balance between the two types of growth is determined at the seedling stage. In this study, therefore, the on-line optimization control was applied at this stage. During the seedling stage, only stem growth, leaf growth and root growth are visible. Luo and Kato (1987) demonstrated that the S/R ratio (S: stem dry weight, R: root dry weight) is a good indicator for predicting future growth, and that smaller values result in better yields. From the experiment in this paper, it was also found that larger stem growth resulted in poor flowering. However, in this case, since measuring leaf growth is much easier than measuring root growth, leaf growth was used as one of the predictors. It was also assumed that larger leaf growth is advantageous for the promotion of the photosynthate production of the plant because the area performing photosynthesis increases. From these findings, the ratio, TLL/SD, of total leaf length (TLL) to stem diameter (SD) was defined as a predictor for the future plant growth. As a matter of fact, higher values of TLL/SD resulted in better reproductive growth. Therefore, controls for maximizing TLL/SD may be of value only during the seedling stage.

Let $TLL(k)/SD(k)$ be a time series of TLL/SD, as affected by nutrient concentration $NC(k)$ ($k=1, \dots, N$; N : sampling day, N : final day). A model describing the system is given by a neural network through identification. The input-output relation of this system, which is given as a time delay neural-network model, is as follows (Narendra and Parthasarathy:1990):

$$y(k) = \text{TLL}(k)/\text{SD}(k)$$

$$y(k) = f_1 \{ \text{NC}(k), \text{NC}(k-1), \dots, \text{NC}(k-n_1), y(k-1), \dots, y(k-n_1), \}$$

where $\text{NC}(k)$ is the control input, $y(k)=\text{TLL}(k)/\text{SD}(k)$ is the controlled variable, and $f_1\{\cdot\}$ is a nonlinear function given by the neural network, and n_1 is the system order.

For implementation, the seedling stage ($1 \leq k \leq N$) was divided into four stages (1: transplanting, 2: vegetative growth after transplanting, 3: the flowering of first truss, and 4: fruit setting for the first truss and flowering for the second truss) and the values of $\text{TLL}(k)/\text{SD}(k)$ at the last stage (stage 4) were evaluated. The value of the nutrient concentration (=control input) in each stage, $\text{NC}_1, \text{NC}_2, \text{NC}_3$ or NC_4 , was kept constant $\{\text{NC}_1 = \text{NC}(1), \dots, \text{NC}(N_{1L}), \text{NC}_2 = \text{NC}(N_{1L}+1), \dots, \text{NC}(N_{2L}), \text{NC}_3 = \text{NC}(N_{2L}+1), \dots, \text{NC}(N_{3L}), \text{NC}_4 = \text{NC}(N_{3L}+1), \dots, \text{NC}(N)\}$; N_{1L}, N_{2L}, N_{3L} and N : the last days of the first, second, third and fourth stages}.

An objective function was given by the average value of TLL/SD at the last stage (stage 4, $N_{3L}+1 \leq k \leq N$) in its dynamic response as follows ($N_{3L}+1$: first day of the stage 4):

$$F_1(\text{NC}) = \sum_{k=N_{3L}+1}^N \text{TLL}(k)/\text{SD}(k) / (N-N_{3L}+1) \quad (1)$$

Thus, the second problem is to determine the optimal four-step setpoints of nutrient concentration, $\text{NC}_1, \text{NC}_2, \text{NC}_3$ and NC_4 , which maximize $F_1(\text{NC})$ using the optimizer. The nutrient concentration was constrained to $0.2 \leq \text{NC}(k) \leq 2.0$ (mS/cm) through preliminary experiments.

$$\begin{aligned} &\text{maximize } F_1(\text{NC}) \\ &\text{subject to } 0.2 \leq \text{NC}(k) \leq 2.0 \text{ (mS/cm)} \end{aligned}$$

4. The expert system

The expert system determines the appropriate setpoints of the nutrient concentration through all the growth stages of the tomato plants. This is an off-line decision system and is applied to problems I.

The inference is based on backward inference and mainly consists of three steps. In the first step, the present status of the plant growth and nutrient concentration are evaluated. At any period, the status of vegetative growth was classified into five classes (1: bad, 2: slightly bad, 3: normal, 4: slightly good and 5: good) based on growth data (e.g., plant height, stem diameter, leaf numbers, leaf shape, leaf color, amount of root and root color), solution data (e.g., nutrient concentration, pH and solution temperature), cultivation data (e.g., growth stage and transplanting day) and climatic data (e.g., cumulative temperature and solar radiation). The current status of reproductive growth was also grouped into five classes. Here, 60 production rules and 30 types of questions were used for the first inference. A conceptual example of the production rules in the first step is as follows:

Rule i: If growing period is May(input 5), days after planting is 15 days(input 15), present growth stage is fruit developmental stage of first truss(input 3), measured cumulative solar radiation is 1500(input 1500), measured cumulative temperature is 300 °C (input 300), measured plant height is 70 cm(input 70), measured stem diameter is 2.5 cm(input 2.5), measured total leaf number is 13(input 13), leaf color is dark green(input 5 based on the color classification), amount of roots is large(input 3), root color is white(input 5), nutrient concentration is 1.2 mS/cm(input 1.2), solution pH is 6.2(input 6.2),, then the vegetative growth status is "5: good".

where (...) mean answers to questions.

Plant growth data such as plant height and stem diameter were given as the difference between the reference values and the observed values. Furthermore, the current condition of the nutrient solution is also classified into three classes (1: bad, 2: slightly bad, 3:

good) based on solution data, growth data and cultivation data. In the second step, the future status of plant growth is predicted as either 1: flowering, 2: pollination, 3: fruit set, 4: fruit development or 5: fruit maturing, based on growth data, solution data, cultivation data and climatic data. The number of rules here is 27. In the final step, appropriate setpoints of nutrient concentration were determined from the five classes of vegetative growth, three classes of reproductive growth, two classes of solution condition, five classes of growth status and three classes of future climatic conditions. The number of rules in the final step is 120.

Here, the expert system evaluates the plant growth through all growth stages, assuming that a skilled grower's manipulation (control input) is best. This is because a skilled grower can deal well with the physiological processes of plants, and has the ability to produce many good plants using his own experience. So, the difference of manipulation between the expert system and the skilled grower was given as the criterion for control by the expert system(Hashimoto and Hatou:1992).

5. The optimizer

The optimizer, consisting of neural networks and genetic algorithms, determines the optimal setpoints of nutrient concentration only during the seedling stage. This is done via simulation of the identified neural-network model, using genetic algorithms. This is an on-line decision system and applies to problem II.

5.1 Artificial neural networks

Artificial neural networks were used for creating black-box models for simulation, which predict plant responses to environmental factors. For identification purposes, arbitrary feedback loops that produce time histories of the data are necessary elements of the network (Isermann et al.:1997). The well-known time-delay neural-network model is given as (Narendra and Parthasarathy:1990):

$$y(k) = f(u(k), u(k-1), \dots, u(k-n), y(k-1), \dots, y(k-n)) \quad (2)$$

where n is the system order (number of system parameters).

The unknown function $f(\cdot)$ can be approximated by a static neural network.

Fig. 5 show time-delay neural networks used for identifying the dynamics of plant responses to environmental factors. They consist of three layers, where identifies the response of the TLL(k)/SD(k) ratio to two inputs (nutrient concentration, NC(k), and light intensity, L(k))

(Isermann et al.:1997). The current output TLL(k)/SD(k) is estimated from both the historical input data $\{NC(k), \dots, NC(k-n_1), L(k), \dots, L(k-n_1)\}$ and from the historical output data $\{y(k-1), \dots, y(k-n_1)\}$. (Rumelhart et al.:1986)

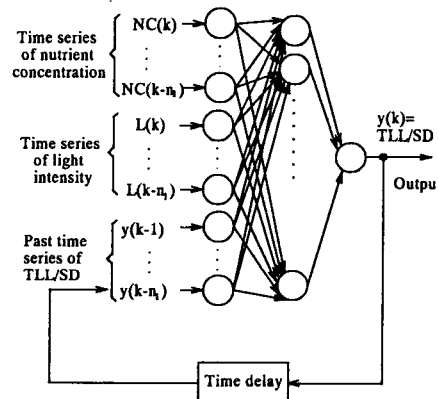


Fig. 5 Schematic diagrams of Neural Networks

5.1.1 Model validation

The data samples are divided into two data sets, a training data set and a testing data set. The former is used for training the neural network, and the latter for evaluating the accuracy of the identified model. The testing data sets have to be independent from the training data sets. This type of model validation is called "cross-validation".

5.1.2 Choice of model structure

The most important task for determining the model's structure is the choice of the system order. Here, the system order and the hidden-neuron number of the neural network were determined based on the cross-validation.

5.2 Genetic algorithms

5.2.1 Definition of the individual and the coding

In order to employ genetic algorithms, an "individual" for genetic evolution has to be defined as the first step. Each individual represents a candidate for an optimal solution (one possible solution).

In optimization problem II, since the aim is to determine the four-step setpoints of the nutrient concentrations which maximizes $F_1(\text{NC})$, the four-step setpoints of the nutrient concentration, NC_1 , NC_2 , NC_3 and NC_4 , represents an individual and each nutrient concentration is coded as a six-bit binary string. The genetic algorithms work under a finite-length of binary strings. The simple bound constraints were $0.2 \leq \text{NC}_i \leq 2.0$ (mS/cm).

Individual = $\text{NC}_1, \text{NC}_2, \text{NC}_3, \text{NC}_4 = 100100, 001001, 001100, 101010$

A set of individuals is called a "population". They evolve toward better solutions. Genetic algorithms work with a population involving many individuals. The population size varies according to the use of genetic operations. Noted that smaller population size tends to converge to a local optima.

5.2.2 Definition of fitness

Fitness is an indicator for measuring an individual's survival quality. All individuals are evaluated in terms of their performances, which are based on their fitness values. During the evolution process, therefore, individuals having higher fitness reproduce, and individuals with lower fitness die in each generation. An individual having the maximum fitness is regarded as an optimal solution. Fitness is similar to the objective function in conventional optimization problems. So, fitness in problem II can be represented by Eq. (1).

5.2.3 Genetic operations

Crossover combines features from two parent structures to form two similar offspring. It operates by swapping corresponding components in the binary strings representing the parent. Here, two-point crossovers were used. The mutation inverts one or more components of the binary strings (=individual), selected at random from the population, from 0 to 1 or vice versa. The mutation operation increases the variability of the population and helps to avoid the possibility of falling into a local optima in the evolution process (Krishnakumar and Goldberg :1992).

5.2.4 Procedure of genetic algorithm

The procedure of the genetic algorithm is as follows.

Step 1: An initial population consisting of several individuals is generated at random.

Step 2: New individuals in another population are added to the original population to maintain diversity.

Step 3: Crossover and mutation operations are applied to the individuals selected at random.

Step 4: The fitness values of all individuals are calculated using the neural-network model and their performances are evaluated.

Step 5: Superior individuals are selected and retained for the next generation (Selection).

Step 6: Steps 2 to 5 are repeated until an arbitrary condition is satisfied. An optimal value is given as an individual with highest fitness. An elitist strategy was used for selection.

5.2.5 Improvement of evolutionary nature

The evolution process is time-consuming and its convergent speed is low. Problems such as premature local convergence are probably caused by the loss of diversity within the population. In recent years, new evolution techniques have been discussed in order to improve the evolutionary performance. Authors (Morimoto et al.:1997b) added a number of individuals, generated at random, to the population in each generation to maintain a higher level of diversity in the population. Kubota et al. (1996) applied a “evolutionary virus algorithm” to improve the performance of the evolution. In this method, the structures of chromosomes were effectively changed by the infection of a retrovirus. Ohkura and Ueda (1996) proposed a new genetic algorithm based on neutral mutations and then applied it to solve deceptive function optimization problems, which have no search direction, using the building block hypothesis. Bersini and Varela (1994) used an immune system for improving the local search performance of genetic algorithms around the best solution. This technique, which is called a genetic immune recruitment mechanism (GIRM), makes up for the weak local search of genetic algorithms. All the methods mentioned above seem to be useful in maintaining the diversity of the population. In this study, our own method was used.

6. Identification and optimization in hydroponic process

6.1 Response of the TLL/SD ratio to nutrient concentration

Fig. 6 shows the daily changes in the TLL/SD ratio observed for tomato plants grown in hydroponics, as well as the light intensity and nutrient concentration of the solution during the seedling stage. Control process is restricted to the seedling stage. Three patterns of the TLL/SD ratio under three different nutrient concentration treatments are shown. Author (Morimoto et al.:1997c) found that three or more data sets are necessary for the identification. This data was measured everyday using an image-processing unit and a ruler. The light condition is arbitrary. It was found that the value of the TLL/SD ratio is markedly affected by nutrient concentration. For identification, the data for $N=22$ was obtained in each pattern.

The response of the TLL/SD ratio to both nutrient concentration and light intensity is then identified by a neural network, and a blackbox model for predicting the TLL/SD ratio is created.

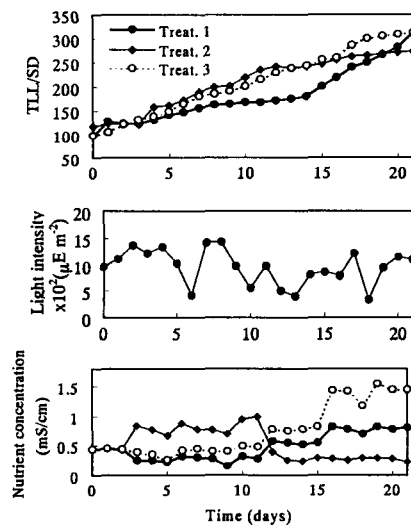


Fig. 6 The observed daily changes in TLL/SD ratio of tomato plants

6.2 Identification results

Fig. 7 shows the identification result in the response of the TLL/SD ratio to both light intensity and nutrient concentration by the neural network shown in Fig. 5. The data used here was independent of the data in Fig. 6.

$n_1=1$ was selected as the system order to save computing time. It was also found that the number of hidden neurons $N_{h1}=5$ was best for cross-validation. It was found that the estimated responses were closely related to the observed responses. This result means that a reliable computational model could be obtained for predicting the behavior of the TLL/SD

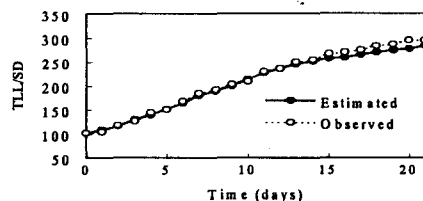


Fig.7 Comparison of TLL/SD

ratio under any combination of the four-step setpoints of nutrient concentration.

6.3 Search characteristics for optimal setpoints of nutrient concentration

Fig. 8 shows the evolution curves during the search for an optimal value under different cross-over and mutation rates. The fitness in all cases dramatically increased, and then reached a maximum value. However, the degree of increase can be seen to be larger for higher crossover and mutation rates than for lower crossover and mutation rates. For example, the fitness reached a maximum value at the ninth generation when the crossover and mutation rates were high ($P_c=0.8$ and $P_m=0.8$). When the crossover and mutation rates were low ($P_c=0.2$ and $P_m=0.02$), however, the fitness could not reach the maximum value and fell into a local optimum.

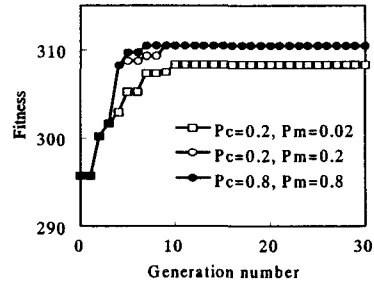


Fig. 8 Evolution curves for an optimal value under crossover and mutation

This is probably due to the loss of diversity in the population caused by low crossover and mutation rates, as mentioned in Section 5.2.5.

Noted that there is no guarantee that genetic algorithms yield a global optimal solution. It is, therefore, important to confirm whether an optimal value determined by genetic algorithm is global or local. In this paper, the confirmation was mainly carried out using a round-robin algorithm which systematically searches for all values (possible solutions) around the optimal solution at the proper step. This is because a near global optimal solution can at least be obtained by genetic algorithms. An optimal solution was also confirmed with a different initial population and different methods of crossover and mutation. Through these procedures, a global optimal solution was confirmed.

6.4 Optimal control of the TLL/SD ratio during the seedling stage

6.4.1 Estimated control performance

Fig. 9 shows an estimated control result calculated from the model simulation by the neural network. The upper figure is the estimated optimal control performance of the TLL/SD ratio. The lower figure represents the optimal four-step setpoints of nutrient concentration (control input) obtained by the optimizer. In the present study, the nutrient concentration was limited to the range 0.2 to 2.0 (mS/cm). The control strategy recommended maintaining a slightly higher level (1.4 mS/cm) in the first stage, a markedly lower level (0.3) in the second stage, a slightly higher level (1.6) in the third stage and the maximum level (2.0) in the fourth stage. In hydroponics, as mentioned above, since the roots of plants always exist in a suitable environment for the uptake of any nutrient ions, the vegetative growth during the seedling stage is easy to promote. Active vegetative growth during the seedling stage will result in a poor reproductive growth in the future (Ehret and Ho: 1986, etc.). Therefore, vegetative growth must be suppressed at the early seedling stage, before the flowering of the first truss. The low nutrient concentration in the second stage seems to be effective in suppressing the excessive vegetative growth during the seedling stage. The high nutrient concentrations in

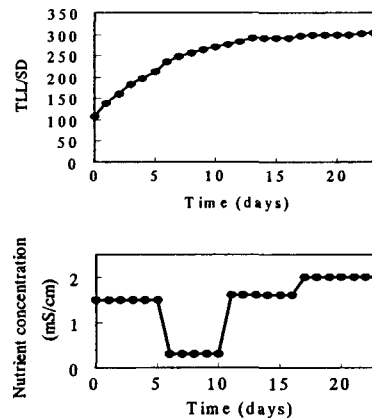


Fig. 9 Estimated optimal control performance

the third and fourth stages appears to be useful in accelerating reproductive growth (i.e., the flowering of the first and second trusses, and the fruit-setting of the first truss during the seedling stage). This control strategy clearly maximized the fitness from many model simulation.

6.4.2 Actual control performance

Fig. 10 shows the actual control performance of the TLL/SD ratio. The solid line shows the optimal control performance and the dotted line represents conventional control performance. The conventional strategy is simply to increase the nutrient concentration in a stepwise fashion with the growth of the plants. In order to make the difference between the two control performances clear, standard deviations were calculated and a t-test was then carried out. Comparing both control performances, it is apparent that the values of the TLL/SD ratio are 10-15% higher with the optimal control than with the conventional control. This result was confirmed from a t-test at the 5% level of significance. This is because with the optimal control stem growth was significantly suppressed by the low nutrient concentration at the second step, while in both cases the leaf growth is not very different. Thus, the effectiveness of the optimizer for the optimal control of plant growth was also confirmed experimentally.

6.5 The control of nutrient concentration throughout growth

The expert system was applied to control the nutrient concentration of the solution adequately through every growth stage of the tomato plants.

Fig. 11 shows the daily setpoints of the nutrient concentration in this case. The solid line represents the setpoints determined by the expert system and the dotted line denotes the setpoints determined by a skilled grower. Noted that suitable setpoints of nutrient concentration were determined to maintain the balance between vegetative growth and reproductive growth in all the growth stages, in order to get good fruits. Since it was assumed that a skilled grower's method was best, the criterion for control was given as the similarity between the control inputs of the expert system and those of the skilled grower in this study. Good fruits were obtained in both cases, with no statistically significant differences in their yields.

It is clear from the figure that nutrient concentrations in both cases were increased at the start of the second flowering stage and the third flowering stage. These operations seem to be

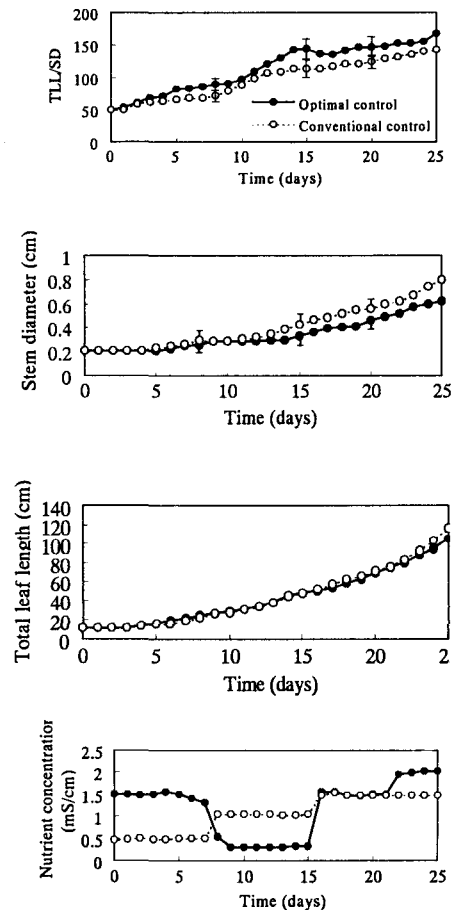


Fig.10 Actual optimal control performance

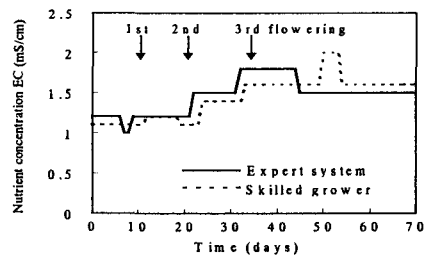


Fig. 11 Comparison in daily setpoints

effective for the promotion of flowering and fruit-setting for the second and third trusses because these physiological responses require more nutrients. It can be seen that both control inputs through each growth stage are similar to each other. This means that the expert system used worked well for optimizing the growth of tomato plants. However, there are several detailed differences in the two setpoint trajectories. This is probably due to the fact that the production rules in the expert system were based on the skilled grower's knowledge as well as the scientific data, while the skilled grower's decisions were only based on his own empirical knowledge. This may explain the differences between the two methods. It was impossible to judge which was better, because both methods resulted in almost the same good yields (Hashimoto and Hatou:1992).

CONCLUSION

It may be clear that plant factory should be expected as the new and alternative food production system in agriculture.

The fundamental concept may be based on the self optimization of the plant responded to environmental stress, which was revealed by Prof. Went, resulting to one of *paradigm shifts*.

Fully controlled plant factory under artificial light was systemized through the *abduction reasoning* based on the concept.

Greenhouse type plant factory may be most expected in 21st century, where the solar energy is effectively available. To operate it effectively, we have to examine a lot of characteristics based on system control approach. Intelligent control including AI may be the breakthrough over barriers involved.

It may be noted that these approaches will give us new frontier of agricultural engineering between IT (Information Technology) in the cyber and plant science.

ACKNOWLEDGEMENTS

The author would like to thank Associate Professor Dr. Tetsuo Morimoto and Senior Lecturer Dr. Kenji Hatou in our laboratory, Ehime University, Japan for their supports, because this review is based on the several original papers with them. The author would also like to thank Professor Haruhiko Murase, Osaka Prefecture University, Japan, Chairman of IFAC Technical Committee on Intelligent Control in Agricultural Automation for the quotation from our review paper presented at CIGR World Congress.

REFERENCES

- Bersini, H. and F.J. Varela. (1994). The immune recruitment mechanism: a selective evolutionary strategy. *Proceedings of the 4th International Conference on Genetic Algorithms*, 520-526.
- Ehret, D.L. and L.C. Ho. (1986). Effects of osmotic potential in nutrient solution on diurnal growth of tomato fruit. *Journal of Experimental Botany*, 37(182), 1294-1302.
- Hashimoto, Y. (1980). Computer control of short-term plant growth by monitoring leaf temperature. *Acta Horticulturae* 06:139-146
- Hashimoto, Y., Strain, B.R., & Ino, T. (1984a). Dynamic behaviour of CO₂ uptake as affected by light. *Oecologia*, 63, 159-165.
- Hashimoto, Y., Ino, T., Kramer, P.J., Naylor, A.W., & Strain, B.R. (1984b). Dynamic analysis of water stress of sunflower leaves by means of a thermal image processing system. *Plant Physiology*, 756, 266-269
- Hashimoto, Y. (1989). Recent strategies of optimal growth regulation by the speaking plant concept. *Acta Horticulturae*, 260, 115-121.
- Hashimoto, Y., & Hatou, K. (1992). Knowledge based computer integrated plant factory. *Proceedings of the 4th International Congress for Computer Technology in Agriculture*, 9-12.
- Hashimoto, Y. (1997). Applications of artificial neural networks and genetic algorithms to agricultural

- systems. *Computers and Electronics in Agriculture*, 18(2, 3), 71-72.
- Isermann. R., Ernst. S. and O. Nelles. (1997). Identification with dynamic neural. *Preprints of 11th IFAC Symposium on System Identification*, Vol.3, 997-1022, Fukuoka, Japan.
- Krishnakumar.K. and D.E. Goldberg. (1992). Control system optimization using genetic algorithms. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 15(3), 735-740.
- Kubota. N., Shimojima. K. and T. Fukuda. (1996). The role of virus infection in virus-evolutionary genetic algorithm. *Proc. IEEE International Conference on Evolutionary Computation* (pp.182-187).
- Luo. H. and T. Kato. (1987). Studies on the characteristics of seedlings raised in pot under various conditions and their productivity in eggplant and sweet pepper. *Environment Control in Biology*, 25(3), 91-96.
- Morimoto. T., Torii T. and Y. Hashimoto (1995):Optimal control of physiological processes of plants in a green plant factory. *Control Engineering Practice* 3(4): 505-511
- Morimoto. T., Suzuki. J. and Y. Hashimoto. (1997a). Optimization of a fuzzy controller for fruit storage using neural networks and genetic algorithms. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 10(5), 453-461.
- Morimoto. T., Purwanto. W., Suzuki. J. and Y. Hashimoto. (1997b). Optimization of heat treatment for fruit during storage using neural networks and genetic algorithms. *Computers and Electronics in Agriculture*, 19, 87-101.
- Morimoto. T., Purwanto.W., Suzuki. J. and Y. Hashimoto. (1997c). Identification of cumulative fruit responses during the storage process using neural networks. *Preprints of 11th IFAC Symposium on System Identification*, Fukuoka, Japan, Vol.3, pp.1555-1560.
- Morimoto. T. and Y. Hashimoto(2000) : AI approaches to identification and control of total plant production systems, *Control Engineering Practice* 8(2000), 555-567
- Murase. H., Koyama. S., Honami. N. and T. Kuwabara. (1991). Kalman Filter Neuron Training, *Bull. Univ. of Osaka Prefecture, Series B*, 43:91-101.
- Murase, H. and N. Honami. (1991). Kalman Filter Neuro-computing for Biological System Models using Neurl Networks, Proc. of IFAC/ISHS workshop on Mathematical and Control Applications in Agriculture and Horticulture, Pergamon Press, Oxford, pp.343-348.
- Murase, H. and A. Wadano. (1998). Photosynthetic Learning Algorithm for the training of Neural Network, *Proc. 3rd IFAC Workshop on Artificial Intelligence in Agriculture*, Pergamon Press, pp.103-108.
- Murase. H., Takatsuji. M. and Y. Hashimoto. (2000). New Trend of Plant Factory. *Proc. of The XIV Memorial CIGR World Congress 2000*.
- Narendra. K.S. and K. Parthasarathy. (1990). Identification and control of dynamical systems using neural networks. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1(1), 4-27.
- Ohkura. K and K. Ueda. (1996). A genetic algorithm with neutral mutations for deceptive function optimization. *Trans. of Jpn. Society of Instrument and Control Engineers*, 32(10), 1461-1469.
- Rumelhart. D.E., Hinton. G.E. and R.J. Williams. (1986). Learning representation by back-propagation error. *Nature*, 323(9), 533-536.
- Sigrimis. N., Hashimoto.Y., Munack. A. and J. DeBaerdemaeker. 2000. Prospects in Agricultural Engineering in the Information Age. -*CIGR electronic journal*- (www.agen.tamu.edu/cigr/)
- Takatsuji. M. (1986). Plant Factiry (in Japanese). Maruzen, Tokyo, Japan.

21세기의 식물공장

Plant Factory in the 21st Century

Y. Hashimoto
Ehime University

번역 : 장동일(충남대학교 교수)

적 요

고차원의 식물공장 개발이 논의되었는데, 이것은 식물성장환경을 위한 공정제어, 물류 조작을 위한 기계화, 생산을 위한 시스템 제어, 그리고 컴퓨터 응용과 같은 기술들을 포함한다.

더 나아가 식물공장의 장점들은 생산의 안정화, 높은 생산 효율, 성장기간의 단축화를 통한 생산물의 더 나은 품질관리, 더 좋은 조건들, 낮은 소요 노동력, 그리고 산업적 개념의 더 용이한 적용을 포함한다.

마지막으로 태양광과 인공광을 사용하는 궁극적인 식물공장을 실현하기 위하여, 제어공학의 지능적 접근, 생리학적 생태환경과 인공지능(AI)이 필연적이어서 저자가 이룩한 약간의 연구업적에 근거하여 소개되었다.

서 론

대안적인 식량생산 시스템의 개발에서 기술적 타개책에 대한 강력한 요구가 있다. 세계적 산업들의 최근의 신속한 발전은 고등정보처리에 의한 생산공정의 시스템 모델링과 생산라인의 자동화와 합리화와 같은 기술들의 도입에 의하여 성취되어 왔다.

그렇지만 농업은 아주 최근 전까지는 이와 같은 대부분의 선진기술들로부터 혜택을 보지 못했다. 복잡한 농업 시스템의 모델링은 매우 어려운 일이다. 더구나, 개발된 복잡한 모델들은 해석적으로 다루어져 왔고 인식할 만큼의 혜택을 주지 못했다. 기본적 농업기반을 위한 유일의 탁월한 기술적 업적은 관개 배수의 기술과 노동력을 절감하고 생산량을 증가시키는 농업기계공학의 발전에 있다. 그렇지 못했다면 농업에 대한 선진기술의 응용은 침체되었을 것이다. 오늘날 컴퓨터 응용과 자동화 기술을 통한 더 효율적인 농업에 대한 약속이 그 어느 때보다 유혹적이다. 원예분야에서 정보기술(컴퓨터 응용)과 자동화의 도입은 온실에서 급속하게 실행되고 있다.

약간의 일본 연구자들이 온실보다 훨씬 발전된 식물공장의 개발에 대하여 연구를 시작한 지는 20년이 흘렀다.

식물공장의 개발에 있어 지속적 발전은 농업노동력의 부족, 환경적 문제, 에너지 문제, 식량부족, 정보기술, 그리고 21세기의 농업의 가치체계와 같은 사실들에 관심을 가지면서 이루어졌다.

식물공장

50년보다 훨씬 전에 신기원을 만드는 실험(epoch-making experiment)이 캘리포니아 공과대학의 Went 교수에 의하여 수행되었다. 이 실험에서 그는 피토티론(phytotron ; 기후 조건을 임의로 조절할 수 있는 식물 생육 실험 관찰 장치)을 사용하여 토마토 생장에 온도 최적화의 현저한 실증적 영향을 밝혔다. 이 결과는 식물생장의 최적화는 자연환경 하에서는 절대로 달성할 수 없음을 우리에게 제시하였는데, 이것은 식물과학에서 일종의 패러다임 전환(paradigm shift)중의 하나라고 하겠다. 그 이후로 미세 기후환경을 만들 수 있는 인공기상실이 이들 최적화 조건을 찾기 위하여 많이 만들어졌다. 그러나 인공기상실 안에서 이들 조건들을 재현하는 것은 매우 어렵다. 그래서 대부분의 모든 접근방법들은 성공하지 못했다.

1970년에 시스템적으로 통합된 성장챔버가 최적성장조건을 적용함으로써 식물의 성장을 굉장히 향상시킬 수 있다는 것을 설명하는데 사용되었다. 여기서 성장조건은 제한된 환경요인으로서 온도, 상대습도, 광도, 그리고 탄산가스의 농도이었다. 그러한 미국내의 과학적 업적은 제어된 인공 환경에 의한 폐공간 식물성장 시스템 개발의 초기단계의 동기가 되었다. 그러한 연구개발은 식물성장환경을 위한 공정제어와 생산을 위한 시스템 제어와 컴퓨터 응용 같은 기술들을 포함하는 소위 말하는 완전제어 식물공장의 첫단계로까지 확대되었다.

이에 반하여 네덜란드와 벨지움같은 북유럽 나라의 고도로 발달된 온실은 태양광과 인조광을 사용하는 식물공장으로 인식되어야 함을 유의할 필요가 있다. 그것은 온실형태의 식물공장으로 불리기도 한다. 최근에는 이러한 식물공장이 스페인의 마자론(Mazzaron)과 무루시아(Murusia)에도 증가하고 있다.

그러므로 식물공장에는 두 종류가 있다. 하나는 Fig. 1과 같은 온실형태의 식물공장(greenhouse type plant factory)으로 이것은 정교한 환경제어 시스템, 기계, 계측장비, 컴퓨터, 그리고 태양복사열이 낮을 때 보충장치로 쓰는 인공광원들로 육중하게 설비되어 있다. 다른 하나는 Fig. 2와 같은 폐쇄된 완전제어 식물성장공장(closed fully controlled plant growing factory)으로서 태양복사를 이용하지 않는다. 두 가지 형태의 식물공장들은 현재로서는 대체식량생산을 위한 신기원 제조(epoch-making) 시스템으로 기대가 된다.

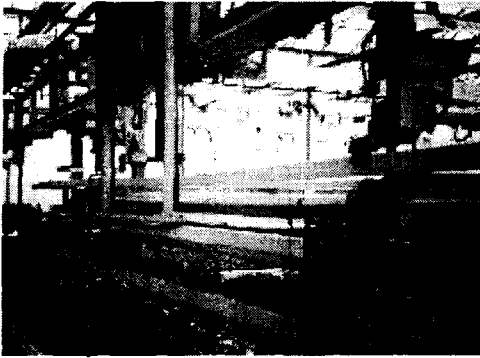


Fig. 1. Greenhouse type plant factory Fig. 2 Closed fully controlled plant factory

아직까지 식물공장에 대한 정확한 정의는 확립되지 않았다. 광의로 볼 때, 식물공장은 “식물이 수확이 될 때까지 전체 생장기간 동안 계속적으로 생산제어 하에 있는 생산 시스템”으로 정의된다. 협의로는 “완전한 인공 환경 하에 있는 연중 계속되는 식물재배 시스템”으로 정의된다.

온실형태의 식물공장

북유럽에서 광범하게 사용되는 대규모 온실의 대부분은 식물공장의 한 종류라고 불려져야 할 것 같다. 그것들은 집중적으로 자동화되고 컴퓨터화 되었다.

이들 온실형태의 식물공장의 최적 작동을 위해서는 다음의 두 가지 문제점을 해결해야 한다;

- 1) 주로 기후 조건에 따라 변하는 환경 조건들에 대한 식물의 반응이 분석되어야 하며,
- 2) 온실형태의 식물공장 안에서 재배되는 작목의 종류가 증가함에 따라 온실형태의 식물공장에서 개별 작목에 대한 최적 재배 기술들이 개발되어야 한다.

환경 스트레스에 대한 생리학적 생태환경의 동적 반응이 적외선 영상 분석을 포함한 다차원 계측을 통하여 명백하게 설명되어야 한다. 생물계측장비를 이용하여 얻어진 정보를 이용한다면 에너지 소모량과 운영비를 절약할 수 있으며, 절약된 운영비는 환경친화적인 제어 시스템의 연구를 가능하게 할 것이다.

차세대의 식물공장을 위한 SPA

일반적으로 재배중의 식물의 생리적인 상태는 시간에 따라 변하며 환경요인들에 의하여 현저하게 영향을 받는다. 그러한 시스템의 더욱 효과적인 제어를 위하여 식물의 생리적인

상태를 관측하는 것은 효과적이다. 실제적으로 식물의 반응에 따라 환경의 최적 제어를 위한 식물의 반응을 계측하고 식별하는 것은 필수적이다. 이것이 재배중의 식물을 위하여 소위 말하는 “말하는 식물 접근법(the speaking plant approach; SPA)” 이라고 불린다 (Hashimoto:1980, 1989, Sigrimis et al.:2000).

SPA의 진보는 특별히 앞절에서 언급한 두 번째 문제를 해결하는데 유용하다. 두 번째 문제란 온실형태의 식물공장에서 환경을 제어하는데 식물에 의해서 제공되는 모호한 정보와 인간에 의해서 축적되는 지식을 다루는 것을 말한다. 저자들(Hashimoto et al.: 1984a, 1984b, 1989 and 1992)은 온실형태의 식물공장의 환경제어의 최적화와 관련하여 SPA에 대한 광범위한 연구를 시도해왔다. 복사에너지에 의해서 영향을 받는 비선형 광합성 비율은 주파수 변역(frequency-domain)을 위한 스펙트럼 분석과 시간 변역(time-domain)을 위한 최소자승법에 의하여 확인되었다. 더 나아가서 전문가 시스템(expert system)이 토마토 수경재배법을 위한 양액의 적정농도(set point)를 결정하는데 채용되었다. SPA를 실행하기 위해서 유전자 알고리즘, 신경망(Murase et al.:1991a, 1991b, Hashimoto:1997), 퍼지논리, 그리고 다른 생물시스템에서 추론한 알고리즘(Murase:1998)이 특히 유용했다.

시스템 제어로부터 사례

1. 제어 시스템 기반의 말하는 식물 접근법(SPA)

온실형태의 식물공장을 위하여 식물의 생리적인 상태를 고려하여 환경을 최적으로 제어하는 것은 필수적이다. 이것이 상기에서 언급한 “말하는 식물 접근법(SPA)”으로서 연구되어 왔다.

Fig. 3은 수경재배법에 의하여 자라는 식물생산공정을 위한 말하는 식물 기반의 제어 시스템의 구성도를 보여준다. 일반적으로 식물제어 시스템은 많은 관리 작업을 포함한 복잡한 대규모 시스템이다. 여기서 기존 컴퓨터를 효과적으로 사용할 목적의 계층적 구조를 가진 분산된 컴퓨터 제어 시스템이 제안된다. 이것은 세 개의 컴퓨터로 구성되는데, 각 컴퓨터는 (1) 온실의 환경을 제어하기 위한 것, (2) 환경의 최적 제어점을 결정하기 위한 것, (3) 설계와 진단을 위한 것이다. 이 시스템(분산 컴퓨터 시스템)에서 사용되는 모든 컴퓨터는 이미 사용되었던 기존 컴퓨터들이다. 그러므로 투자 관점에서 볼 때 이것은 경제적이다. 그것들은 지역네트워크(LAN)에 연결되어 서로 통신을 한다. SPA 관점에서 볼 때, 식물로부터의 생리적 반응들은 센서들을 사용하여 계측되어 컴퓨터Ⅱ와 컴퓨터Ⅲ에 전달된다. 여기서 두 컴퓨터에서는 식물반응과 환경자료에 대하여 제어 알고리즘을 사용하여 환경의 최적 기준점을 결정한다.

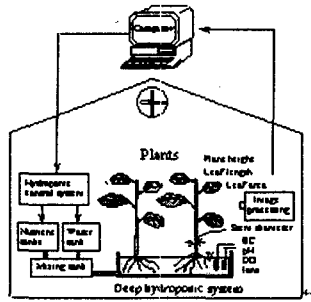


Fig.3 Schematic diagram of the SPA-based control system

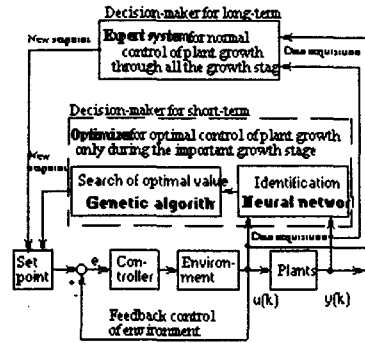


Fig.4 Hierarchical intelligent control system composed of ES, ANN and GA

토마토 식물체부(Lycopersicon esculentum Mill. cv. Momotaro)는 수경재배법 최적화 실험에 사용되었고, 토마토 과일부(성숙한 녹색을 띤 토마토)는 저장실험의 최적화에 사용되었다.

2. 결심 시스템(decision system)의 계층적 구조

에너지 절약차원의 관점에서 본다면, 모든 성장단계를 통하여 식물생산 시스템에 대한 최적 제어를 온라인으로 적용할 필요는 없다. 두 가지 결심 시스템의 대체 사용법이 제시된다. 하나는 정교한 온라인(on-line) 결심 시스템으로 식물의 중요한 성장 단계에만 적용이 되고, 또 다른 하나는 개략적 오프라인(off-line) 결심 시스템으로 식물의 전체 성장과정에 적용된다. 이 조합은 식물 생산 공정의 최적화를 확실히 이해한다면 효과적일 수 있다. 계층적 제어 시스템은 이러한 임무를 실행하는데 효과적인 것으로 보인다.

Fig. 4는 의사결정을 위한 계층적 구조를 가진 “말하는 식물” 기반의 제어 시스템의 블록도표를 보여준다. 이것은 두 개의 결심 시스템으로 구성되어 있는데, 이것들은 환경의 최적 기준점을 결정하는 전문가 시스템(컴퓨터 III)과 최적화 도구(컴퓨터 II), 그리고 최적 기준점 조건에서 맞추어 환경을 유지하는 피드백 제어 시스템(컴퓨터 I)이다(Morimoto et al. : 1995, 1997a, 1997b).

이 연구에서는 전문가 시스템과 최적화 도구 이 두 결심 시스템이 최적화를 위해 사용되었다. 전문가 시스템은 장기적 성장을 통하여 적합한 환경 기준점을 제공하는 오프라인 결심 시스템이다. 보통 재배 공정은 전문가 시스템의 지시에 따라 최적은 아니지만 적당하게 제어된다. 전문가 시스템으로부터 얻는 기준점은 과학적으로 최적은 아니며, 오히려 간단하고 개략적이다. 그러므로 식물이 중요한 성장 단계에 도달하면 최적화 도구는 더욱 정교한(최적의) 제어를 담당한다. 이 경우에 제어기는 전문가 시스템을 최적화 도구로 대체하며, 최적화 도구는 중요한 성장 단계 동안에만 전문가 시스템보다 우선한다. 신경망과 유전자 알고리즘으로 구성된 최적화 도구는 온라인 결심 시스템이다. 이것은 단기간 제어를 위한 최적환경 기준점을 결정한다. 이 방법에서 환경 요인에 의하여 영향을 받는 식물의 반응은 처음에는 신경망을 이용하여 확인하고, 그 다음에는 최적환경 기준점들이 유전자 알고리즘

을 사용하는 확인한 신경망 모델의 시뮬레이션 방법에 의하여 탐색된다. 전문가 시스템과 최적화 도구, 이 두 개의 결심 시스템들은 식물 생장의 단계에 따라 양자 택일의 선택적 방법으로 사용된다.

3. 수경재배공정의 최적화 문제

수경재배 기술은 식물의 뿌리 영역의 신축성 있는 제어와 재배 공정의 기계화를 위하여 적합하다. 토마토 재배에 있어서 양질의 과일 생산력의 배경에는 영양생장(vegetative growth)(예를 들면 뿌리, 줄기, 잎의 성장)과 번식생장(reproductive growth)(예를 들면 꽃과 과일의 성장)간에 최적의 균형을 유지하는 기술이 있는 것이다. 그러나 수경재배에서 영양생장이 번식생장보다 더 왕성해진다. 왜냐하면 식물의 뿌리들이 영양을 함유한 이온들을 섭취하기에 적합한 환경에 항상 존재하기 때문이다. 왕성한 영양생장은 빈약한 번식생장을 유발한다. 토마토 식물체(*Lycopersicon esculentum* Mill. cv. Momotaro)가 이 실험에 사용되었다.

수경재배에서 양액 농도는 이들 두 가지의 성장간에 균형을 조정하기 위한 가장 중요한 제어 요인들 중의 하나이다. 대부분의 숙련된 재배자는 식물이 자랄 때에는 대개 양액 농도를 증가시킨다.

실제 재배에서 두 가지 형태의 제어 시스템을 사용하는 것은 매우 중요하다. 하나는 단기 조정(예를 들면 묘목단계와 개화와 같은 중요한 성장시점)을 위하여 적용하는 온라인 최적(정교한)제어이며, 다른 하나는 장기 조정(즉 전체 성장 단계)을 위하여 적용되는 단순한 오프라인 제어이다. 이들 발견으로부터 두 가지 형태의 최적화 문제(I 과 II)가 토마토 식물체의 수경재배 공정의 제어를 위하여 고려된다.

문제 I : 첫 번째 문제는, 단순한 오프라인 제어 시스템을 사용하여, 성장 전체를 통하여 두 가지 성장간에 적절한 균형을 유지하기 위한 양액 농도의 적정 기준점을 결정하는 것이다.

문제 II : 두 번째 문제는, 정교한 온라인 제어 시스템을 사용하여, 중요한 성장 단계동안 두 가지 성장간에 최적의 균형을 유지하기 위한 양액 농도의 최적 기준점을 결정하는 것이다.

토마토 재배에 있어서 두 가지 형태의 성장간의 균형은 묘목 단계에서 결정되는 것으로 알려졌다. 그러므로 이 연구에서는 온라인 최적 제어가 이 묘목단계에서 적용되었다. 묘목단계에서는 단지 줄기 성장, 잎 성장, 그리고 뿌리의 성장만이 눈에 보인다. Luo and Kato(1987)는 S/R 비율(S:줄기건량, R:뿌리건량)이 미래의 성장을 예측하기 위한 우수한 지표임을 입증했는데, 이것의 작은 값이 더 나은 산출을 가져온다. 본 논문의 실험에서도 역시 대형 줄기 생장이 빈약한 개화로 나타나는 것이 발견되었다. 그러나 이 경우에 잎의 성장을 계량하는 것이 뿌리의 성장을 계량하는 것보다 훨씬 쉬우므로 잎의 생장이 예측치의 하나로 사용되었다. 더 많은 잎의 생장이 식물의 광합성 생산의 증가에 유리하다는 가정을 하였다. 왜냐하면 광합성을 수행하는 면적이 증가하기 때문이다. 이들 발견으로부터, TLL/SD 비율이(여기서 TLL:총 잎 길이, SD:줄기 직경) 미래의 식물생장의 예측치로 정의되었다. 실제적으로 더 큰 값의 TLL/SD은 더 나은 번식생장을 나타냈다. 그러므로, TLL/SD의 최대화 제어는 단지 묘목 단계 동안에만 그 가치가 있을 것이다.

TLL(k)/SD(k)을 양액 농도 NC(k)(k=1, ..., N: 표본일, N:최종일)의 영향을 받는 TLL/SD 값의 시계열이라 하자. 시스템을 묘사하는 하나의 모델이 확인을 통한 신경망에 의하여 주어졌다. 시간 지연의 신경망 모델로 주어진 이 시스템의 입출력 관계는 다음과 같다(Narendra and Pathasarathy:1990).

$$y(k) = TLL(k)/SD(k)$$

$$y(k) = f_1 \{NC(k), NC(k-1), \dots, NC(k-n_1), y(k-1), \dots, y(k-n_1), \}$$

여기서, NC(k)는 제어입력, y(k) = TLL(k)/SD(k)는 피제어 변수, f₁ {·}는 신경망에 의하여 주어지는 비선형 함수, 그리고 n₁ 은 시스템 순서이다.

실행을 위해서 묘목단계(1≤k≤N)는 4개의 단계로 나뉘어지며(1: 이앙, 2: 이앙후 영양생장, 3: 첫 송이의 개화, 그리고 4: 첫 송이의 착과 및 두 째 송이의 개화) 최종 단계(단계 4)의 TLL(k)/SD(k)의 값들이 평가된다. 각 단계의 양액농도(제어 변수) 값, NC₁, NC₂, NC₃ 또는 NC₄는 상수로 유지된다{NC₁ = NC(1), ..., NC(N_{1L}), NC₂ = NC(N_{1L}+1), ..., NC(N_{2L}), NC₃ = NC(N_{2L}+1), ..., NC(N_{3L}), and NC₄ = NC(N_{3L}+1), ..., NC(N); N_{1L}, N_{2L}, N_{3L}, 그리고 N: 첫 단계, 둘째 단계, 셋째 단계, 넷째 단계의 최종일}.

목적함수는 다음과 같은 동적 반응을 보이는 최종단계(단계 4, N_{3L}+1≤k≤N)의 TLL/SD 값의 평균값으로 주어진다(N_{3L}+1: 4단계의 첫날):

$$F_1(NC) = \frac{\sum_{k=N_{3L}+1}^N TLL(k)/SD(k)}{N-N_{3L}+1} \quad (1)$$

그러므로 두 번째 문제는 양액 농도, N₁, N₂, N₃, 그리고 N₄의 최적 4단계 기준값을 정하는 것인데, 이들은 최적화 도구를 사용하여 F₁(NC)를 최대화한다. 양액의 농도는 예비 실험을 통하여 0.2≤NC(k)≤2.0(mS/cm)로 제한된다.

maximize F₁(NC)

subject to 0.2≤NC(k)≤2.0(mS/cm)

4. 전문가 시스템

전문가 시스템은 토마토의 전체 성장 단계를 통하여 양액의 적정 기준점을 결정한다. 이것은 오프라인 결심 시스템으로 문제 I에 적용한다. 여기서 추론은 후진 추론에 기초하며 3단계로 구성된다. 첫 단계에서, 식물 성장과 양액 농도의 현재의 상황이 평가된다. 어느 때이고 영양 성장의 상태는 성장자료(예를 들면, 식물체 높이, 줄기 직경, 잎의 개수, 잎의 모양, 잎의 색깔, 뿌리의 양, 뿌리의 색깔), 양액 자료(예를 들면, 양액 농도, pH, 양액 온도), 재배자료(예를 들면, 성장 단계와 이앙일), 그리고 기후 자료(예를 들면, 누적 온도와 태양광 복사열)에 근거하여 다섯 등급(1: 불량, 2: 약간 불량, 3: 정상, 4: 약간 양호, 5: 양호)으로 분류된다. 번식 성장의 현재 상태도 다섯 등급으로 분류된다. 여기서 60개의 생산법칙과 30가

지 형태의 질문이 첫번째 추론을 위해 사용된다. 첫 단계의 생산법칙의 개념적 사례는 다음과 같다:

법칙 1: 만약 성장 기간이 5월이면(입력 5), 이식후 날수는 15날(days)(입력 15)이고, 현재의 성장 단계는 첫번째 송이의 착과 진행 단계(입력 3), 예측된 누적 태양광 복사열은 1500(입력 1500), 예측된 누적 온도는 300℃(입력 300). 예측된 식물체 높이는 70cm(입력 70), 예측된 줄기 직경은 2.5cm(입력 2.5), 예측된 총 잎의 개수는 13(입력 13), 잎의 색깔은 짙은 녹색(색깔 분류에 근거하여 입력 5), 뿌리의 양은 많음(입력 3), 뿌리 색깔은 백색(입력 5), 양액 농도는 1.2 mS/cm(입력 1.2), 용액 pH는 6.2(입력 6.2),, 그러면 영양 성장 상태는 "5:양호". 여기서 (...)의 질문에 대한 답을 의미한다.

식물체의 높이와 줄기 직경과 같은 식물 성장 자료는 추론값과 관측값 간의 차이로 주어진다. 더 나아가 양액의 현재의 상태는 용액 자료, 성장 자료, 재배 자료에 의하여 세 개의 등급(1: 불량, 2: 양간 불량, 3: 양호)으로 분류된다. 두 번째 단계에서 식물생장의 미래 상태는 성장 자료, 용액 자료, 재배 자료, 그리고 기후 자료에 의하여 다음과 같이 예측된다; 1: 개화, 2: 수분작용, 3: 착과, 4: 과일 발육, 5: 과일 성숙. 여기서 법칙의 번호는 27개이다. 최종단계에서 양액 농도의 적정 기준점은 영양 생장의 다섯 등급, 번식 생장의 세 등급, 용액의 두 등급, 성장 상태의 다섯 등급, 그리고 미래의 기후 조건의 세 등급으로부터 결정된다. 최종 단계에서 법칙의 번호는 120이다.

여기서 숙련된 재배자의 취급(제어 입력)이 최선이라는 가정하에, 전문가 시스템은 모든 성장 단계를 통하여 식물 성장을 평가한다. 왜냐하면 숙련된 재배자는 식물의 생리적 공정을 잘 다룰 수 있기 때문이다. 그리고 그의 경험을 사용하여 다수의 양질의 식물을 생산할 수 있는 능력을 가지고 있기 때문이다. 그래서 전문가 시스템과 숙련된 재배자 사이의 취급의 차이점이 전문가 시스템에 의한 제어의 표준으로 주어졌다(Hashimoto and Hatou: 1992).

5. 최적화 도구

신경망과 유전자 알고리즘으로 구성된 최적화 도구는 묘목 단계에서만 양액 농도의 최적 기준점을 결정한다. 이것은 유전자 알고리즘을 사용하여 확인된 신경망 모델의 시뮬레이션을 통하여 이루어진다. 이것은 온라인 결심 시스템이며 문제 II에 적용된다.

5.1 인공신경망

인공신경망들이 시뮬레이션을 위한 블랙-박스(black-box) 모델들의 개발을 위하여 사용되었는데, 이것은 환경 요인들에 대한 식물의 반응을 예측한다. 확인 목적으로 시계열 자료를 생산하는 임의의 휘드백 루프들(arbitrary feedback loops)은 네트워크의 필수요소들이다(Isermann et al.:1997) 잘 알려진 시간지연 신경망 모델은 다음과 같다(Narendra and Parthasarathy:1990):

$$y(k) = f(u(k), u(k-1), \dots, u(k-n), y(k-1), \dots, y(k-n)) \quad (2)$$

여기서 n 은 시스템 순서이다(시스템 파라미터의 번호).

미지의 함수 $f(\cdot)$ 는 정적 신경망에 의하여 계산될 수 있다.

Fig. 5는 환경 요인들에 대한 식물 반응의 동역학을 확인하기 위하여 사용되는 시간 지연 신경망을 보여준다. 이것은 세 개의 층으로 구성되었는데, 여기서 두 개의 입력(양액 농도, $NC(k)$ 와 광도, $L(k)$)에 대한 $TLL(k)/SD(k)$ 의 반응을 확인한다(Isermann et al.:1997)

현재의 출력 $TLL(k)/SD(k)$ 은 역사적 입력자료 $\{NC(k), \dots, NC(k-n_1), L(k), \dots, L(k-n_1)\}$ 와 역사적 출력자료 $\{y(k-1), \dots, y(k-n_1)\}$ 로부터 견적된다(Rumelhart et al.:1986).

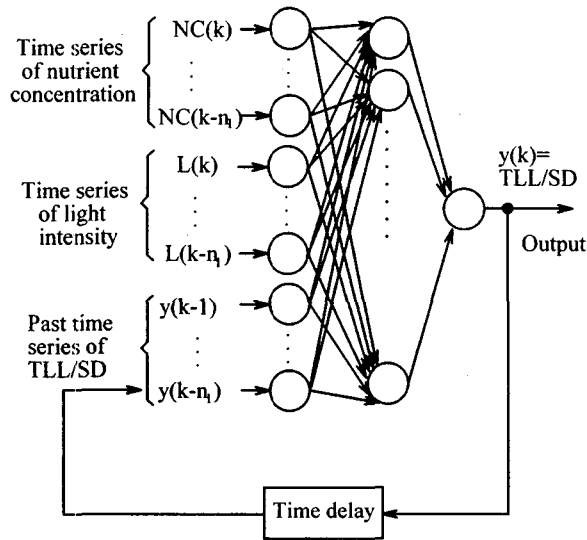


Fig. 5 Schematic diagram of Neural Networks

5.1.1 모델 실증

자료의 샘플은 훈련 데이터 세트(data set)와 시험 데이터 세트인 두 개의 데이터 세트로 나누어진다. 전자는 신경망을 훈련하는데 사용되고, 후자는 확인된 모델의 정확도를 평가하는데 사용된다. 시험 데이터 세트는 훈련 데이터 세트와 독립되어야 한다. 이러한 형태의 모델 검증방법을 “교차 검증(cross-validation)”이라 한다.

5.1.2 모델구조의 선택

모델의 구조를 결정하는 가장 중요한 임무는 시스템의 순서를 선택하는 것이다. 여기서 시스템의 순서와 신경망의 숨겨진 신경단위(hidden-neuron) 번호는 교차 검증에 근거하여 결정된다.

5.2 유전자 알고리즘

5.2.1 개체와 부호화(coding)의 정의

유전자 알고리즘을 채용하기 위하여 첫번째 단계로 유전인자의 진화를 위한 “개체

(individual)"가 정의되어야 한다. 각각의 개체는 최적해(하나의 가능해)의 하나의 후보이다.

최적화 문제 II에서, 목표가 $F_1(NC)$ 를 최대화하는 양액의 네 단계 기준점을 결정하는 것이기 때문에 양액의 네 단계 기준점인 NC_1, NC_2, NC_3, NC_4 는 개체를 대표하며, 각 양액의 농도는 6비트 이진수 기호열(six-bit binary string)로 부호화된다. 유전자 알고리즘들은 이진수 기호열의 한정된 길이 하에서 작동한다. 단순한 경계값 제한은 $0.2 \leq NC_i \leq 2.0$ (mS/cm).

$$\text{Individual} = NC_1, NC_2, NC_3, NC_4 = 100100, 001001, 001100, 101010$$

개체들의 집합을 "모집단(population)"이라 한다. 그들은 향상된 해들을 향하여 진화한다. 유전자 알고리즘은 많은 개체를 포함하고 있는 모집단과 함께 작동한다. 모집단의 크기는 유전인자 연산의 사용에 따라 달라진다. 더 작은 모집단 크기는 부분적 최적값에 수렴하는 경향이 있음을 유의해야 한다.

5.2.2 적합성의 정의

적합성은 개체의 존속 특성을 측정하는 지표이다. 모든 개체들은 그들의 성능에 기초를 두고 평가되는데, 성능이란 적합성 값에 기준을 둔다. 그러므로 진화 과정중에 더 높은 적합성을 가진 개체들은 번식되며, 낮은 적합성의 개체들은 각 세대에서 죽는다. 최대 적합성을 가진 개체들은 최적해로 간주된다. 적합성은 기존의 최적화 문제에서 목적함수와 유사하다. 그러므로 문제 II의 적합성은 방정식 (1)로 나타낼 수 있다.

5.2.3 유전자 연산

교차(crossover)는 두 개의 유사한 자식을 형성하기 위하여 두 개의 모체로부터의 특질을 결합한다. 이것은 모체를 나타내는 이진수 기호열의 해당되는 성분을 교환함으로써 작동한다. 여기서 투-포인트(two-point) 교차가 사용된다. 변형은 모집단으로부터 무작위로 선택된 이진수 기호열(개체)의 하나 또는 그 이상의 성분을 0에서 1로 또 그 반대로 거꾸로 자리바꿈한다. 변형 작업은 모집단의 변이성(variability)을 증가시키고 진화 과정에서 국부적 최적해에 빠질 가능성을 피하도록 돕는다(Krishnakumar and Goldberg:1992).

5.2.4 유전자 알고리즘의 절차

유전자 알고리즘의 절차는 다음과 같다.

단계 1: 다수의 개체를 포함하고 있는 최초의 모집단을 무작위로 생성한다.

단계 2: 다른 모집단에 있는 새로운 개체들을 다양성을 유지하기 위하여 원래의 모집단에 더한다.

단계 3: 교차와 변형 연산을 무작위로 선정된 개체들에게 적용한다.

단계 4: 모든 개체의 적합성 값을 신경망 모델을 사용하여 계산하고 그들의 성능을 평가한다.

단계 5: 우량 개체들이 선발되고 다음 세대를 위하여 보존된다(선발).

단계 6: 임의의 조건이 만족될 때까지 단계 2부터 5까지 반복된다. 최적치는 최고의 적합성을 가진 개체에 주어진다. 선발을 위하여 정예주의 전략이 사용된다.

5.2.5 진화적 성질의 향상

진화과정은 시간을 소비하는 과정이며, 수렴 속도는 매우 느리다. 초기 국부적 수렴과 같은 문제들은 아마도 모집단 안의 다양성 상실에 의하여 야기된다. 최근에 새로운 진화 기술들이 진화성능을 향상하고자 논의되고 있다. 저자들(Morimoto et al.:1997b)은 무작위로 생성된 다수의 개체들을 모집단의 고도의 다양성을 유지하고자 각 세대의 모집단에 추가하였다. Kubota et al.(1996)은 진화 성능을 향상하고자 “진화 바이러스 알고리즘”을 적용하였다. 이 방법에서, 염색체(chromosomes)들의 구조가 역바이러스(retrovirus)의 감염에 의하여 효과적으로 변경되었다. Ohkura and Ueda(1996)는 중성 변형에 기초한 새로운 유전자 알고리즘을 제안했으며 그후 이것을 건축용 벽돌 가정을 사용하여, 탐색 방향을 가지지 않은 믿을 수 없는 함수(eceptive function)의 최적화 문제를 풀기 위해 적용했다. Bersini and Varela (1994)은 최적해 주변에서 유전자 알고리즘의 국부 탐색 성능을 향상시키기 위하여 번역 시스템을 사용하였다. 유전자 번역 보강수법(GIRM)이라 불리는 이 기술은 유전자 알고리즘의 국부적 탐색의 부족을 보충한다. 이상에서 언급한 모든 방법들은 모집단의 다양성을 유지하는데 유용하다. 이 연구에서는 우리들의 독자적 방법이 사용되었다.

6. 수경재배 공정의 식별과 최적화

6.1 양액 농도에 대한 TLL/SD 비율의 반응

Fig. 6는 묘목 단계에서 수경재배로 성장하는 토마토에서 관찰된 광 강도와 양액 농도뿐만 아니라 TLL/SD 값의 매일의 변화를 보여준다. 제어 공정은 묘목 단계에만 제한된다. 세 개의 다른 양액 농도 처리하에서 세 가지 형태의 TLL/SD 비율이 보여진다. 저자(Morimoto et al.:1997c)는 확인을 위하여 세 개 또는 그 이상의 데이터 세트가 필요함을 발견하였다. 이 자료는 영상처리장치와 껍선기를 사용하여 매일 계측되었다. 광 조건은 임의로 책정되었다. TLL/SD 비율의 값이 양액의 농도에 의하여 현저하게 영향을 받는 것이 발견되었다. 확인을 위하여 N=22의 자료가 각 형태에서 얻어졌다. 양액의 농도와 광 강도에 대한 TLL/SD 비율의 반응이 신경망에 의하여 확인되고 TLL/SD 비율을 예측할 수 있는 블랙 박스(blackbox) 모델이 개발되었다.

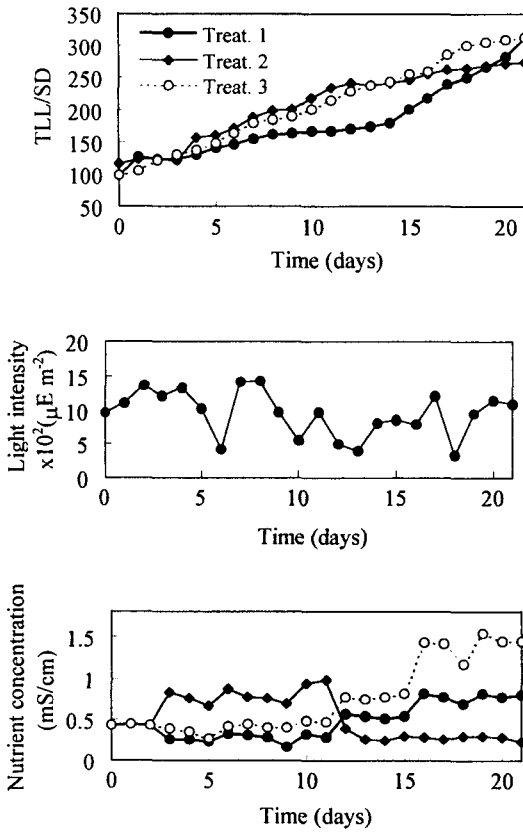


Fig. 6 The observed daily changes in TLL/SD ratio of tomato plants.

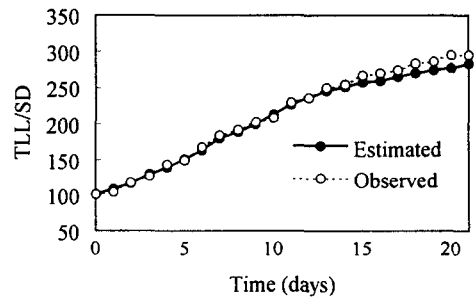


Fig. 7 Comparison of TLL/SD

6.2 식별 결과

Fig. 7은 Fig. 5에서 보여주는 신경망을 사용하여 광 강도와 양액농도에 대한 TLL/SD 비율의 반응의 확인 결과를 보여준다. 여기서 사용된 자료는 Fig. 6의 자료와 무관한 것이다. $n_1=1$ 이 컴퓨터 시간을 절약하기 위하여 시스템 순서로 선택되었다. 그리고 교차 확인을 위하여 숨겨진 신경단위의 번호로 $N_{h1}=5$ 가 최선이었다. 예상되는 반응들은 관찰된 반응들과 밀접한 관계가 있음이 알려졌다. 이 결과는 신뢰할 만한 컴퓨터 모델은 양액의 내단계 기준점의 여하한 조합하에서 TLL/SD 비율의 반응을 예측함으로써 얻어짐을 의미한다.

6.3 영양분 농도의 최적 기준점을 위한 탐색 특성

Fig. 8은 다른 교차와 변형 비율들 하에서 최적치를 찾는 동안의 진화 곡선을 보여준다. 적합성은 모든 경우에 극적으로 증가하고, 그 후에 최대치에 도달한다. 그러나, 증가 정도는 낮은 교차와 변형 비율보다 높은 교차와 변형 비율에서 더 커지는 것을 볼 수 있다. 예를 들면, 교차와 변형의 비율이 높을 때($P_c=0.8$ and $P_m=0.8$), 적합성은 9차 세대에 최대치에 도달했다. 그러나 교차와 변형율이 낮을 때($P_c=0.2$ and $P_m=0.02$)에는 적합성은 최대치에 도달

할 수 없었으며, 국부적 최대치에 도달했다.

이것은 아마도 5.2.5절에서 언급한 것처럼 낮은 교차와 변형율에 의한 모집단의 다양성 상실에 기인하는 것이다.

여기서 유의해야 될 점은 유전자 알고리즘이 전체적 최적해를 얻게 한다는 보장을 할 수 없다는 것이다. 그러므로 유전자 알고리즘에 의해서 결정된 최적치가 전체적 최적치인지 아니면 국부적 최적치인지 확인하는 것은 중요하다. 이 논문에서는 주로 라운드 로빈(round-robin) 알고리즘을 사용하여 확인이 이루어졌는데, 이 알고리즘은 적절한 간격에 의하여 최적해 주변의 모든 가능한 해를 조직적으로 탐색할 수 있는 것이다. 이것은 유전자 알고리즘에 의해서 적어도 근사 국부적 최적해는 구할 수 있기 때문이다. 하나의 최적해는 또한 상이한 초기 모집단과 상이한 방법들의 교차와 변형에 의하여 확인되었다. 이와 같은 절차를 통하여 전체적 최적해가 확인되었다.

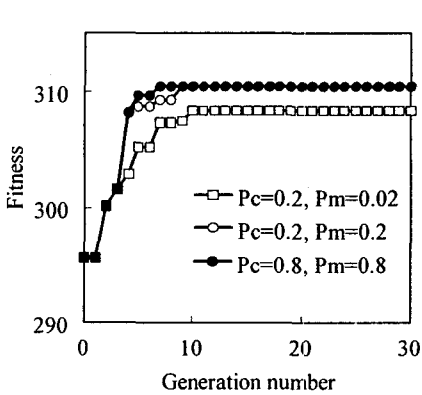


Fig. 8 Evolution curves for an optimal value under crossover and mutation.

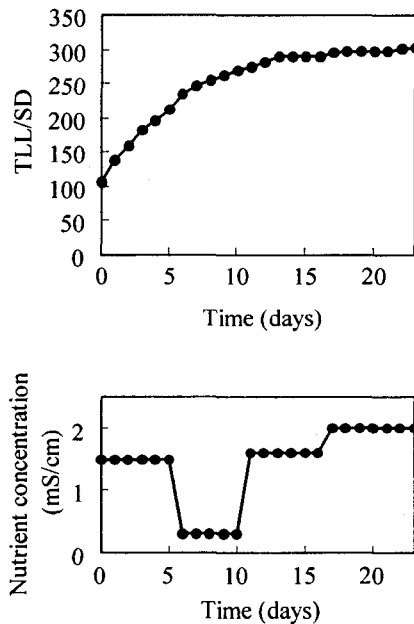


Fig. 9 Estimated optimal control performance.

6.4 묘목단계에서 TLL/SD 비율의 최적 제어

6.4.1 개략적인 제어 성능

Fig. 9는 신경망에 의한 모델 시뮬레이션으로부터 계산된 개략적인 제어결과를 보여준다. 위의 그림은 TLL/SD 비율의 개략적 최적제어 성능이다. 아래 그림은 최적화 기구에 의해서 얻어진 양액농도(제어입력)의 최적 4단계 기준점을 보여준다. 여기서 논하는 연구에서 양

양액농도는 0.2~2.0(mS/cm)로 제한되었다. 제어전략은 첫 번째 단계에서 약간 높은 수준(1.4mS/cm)을 유지할 것을 권장하며, 두 번째 단계에서는 현저하게 낮은 수준(0.3mS/cm)을, 세 번째 단계에서는 약간 높은 수준(1.6mS/cm)을 그리고, 네 번째 단계에서는 최대수준(2.0mS/cm)을 권장한다. 수경재배에서 위에서 언급한 것처럼 식물의 뿌리는 항상 어떠한 영양 이온도 흡수하기에 알맞은 환경에 존재하기 때문에 묘목단계에서 영양생장을 촉진하기 쉽다. 묘목단계 동안에 왕성한 영양생장은 미래의 빈약한 번식생장을 초래한다(Ehret and Ho : 1986, etc.). 그러므로 초기의 묘목단계에서 첫 번째 송이의 개화 전까지 영양생장은 억제되어야 한다. 두 번째 단계에서 낮은 양액 농도는 묘목단계 동안 과도한 영양생장을 억제하는데 효과적인 것 같다. 3단계와 4단계에서 높은 양액농도는 번식생장(즉, 첫 번째 송이와 두 번째 송이의 개화 그리고 묘목단계 동안 첫 번째 송이의 착과)을 가속화시키는데 유용한 것 같다. 이 제어전략은 분명하게 다수의 모델 시뮬레이션으로부터 적합성을 최대화한다.

6.4.2 실제적인 제어 성능

Fig. 10은 TLL/SD 비율의 실제적 제어성능을 보여준다. 실선은 최적제어성능을 보여주고, 점선은 관행의 제어성능을 나타낸다. 관행의 전략은 식물의 성장에서 계단형태로 단순히 양액농도를 증가시키는 것이다. 두 제어성능간의 차이를 분명하게 하기 위하여 표준편차가 계산되고, t-test가 수행되었다. 두 제어성능을 비교할 때 TLL/SD 비율의 값들이 관행의 제어를 사용할 때보다 최적제어를 사용할 때 10~15%가 높은 것으로 나타났다. 이 결과는 t-test에서 5% 수준의 유의성으로부터 확인되었다. 이것은 왜냐하면 두 번째 단계에서 낮은 양액농도를 사용함으로써 최적제어에 의하여 줄기의 생장이 현저하게 억제되었기 때문이다. 그러나 두 경우 다 잎의 생장은 별로 다르지 않았다. 그러므로 식물 생장의 최적제어를 위한 최적화 도구의 효과는 실험에 의하여 확인되었다.

6.5 성장과정의 양액농도 제어

전문가 시스템이 토마토 식물의 모든 성장단계를 통하여 용액의 영양분 농도를 적절하게 제어하는데 적용되었다.

Fig. 11은 이 경우에 양액농도의 매일의 기준점을 보여준다. 실선은 전문가 시스템에 의하여 결정된 기준점을 보여주며, 점선은 숙련된 재배자에 의하여 결정된 기준점을 나타낸다. 여기서 유의해야 할 점은, 양질의 과일을 얻기 위하여 양액농도의 적정 기준점을 모든 성장 단계에서 영양생장과 번식생장간의 균형을 유지할 수 있도록 결정한다는 것이다.

숙련된 재배자의 방법이 최선이라는 가정을 했기 때문에 이 연구에서는 제어의 표준이 전문가 시스템의 제어 입력들과 숙련된 재배자의 제어 입력간에 유사점이 있다. 그래서 두 경우 모두 수량에 있어 통계적인 유의차가 없이 양질의 과일을 얻었다.

이 그림으로부터 두 경우 모두 양액의 농도들이 두 번째 개화단계의 시작과 세 번째 개화 단계에서 증가되는 것은 명확하다. 이러한 운영은 두 번째와 세 번째 송이의 개화와 착과를 증진시키는데 효과적인 것 같다. 왜냐하면, 이들 생리적 반응은 더 많은 영양분을 요구하기 때문이다. 각각의 성장단계를 통하여 두 가지 제어 입력들은 상호간에 유사한 것이 분명하다. 이것은 사용된 전문가 시스템이 토마토 식물체의 성장을 최적화하는데 잘 작동함을 의

미한다. 그러나 두 가지 기준점의 궤적에서는 다수의 세밀한 차이점이 있다. 이것은 아마도 숙련된 재배자의 결정은 단지 그의 경험적 지식에 근거한 반면에, 전문가 시스템에서는 생산법칙이 과학적 자료뿐만 아니라 숙련된 재배자의 지식에 근거했다는 사실에 기인한다. 이것이 아마도 두 방법 간의 차이점을 설명할 수 있을 것이다. 어떤 방법이 더 나은지 판단하는 것은 불가능하다. 왜냐하면 두 방법 다 같은 좋은 수확을 나타냈기 때문이다(Hashimoto and Hatou : 1992).

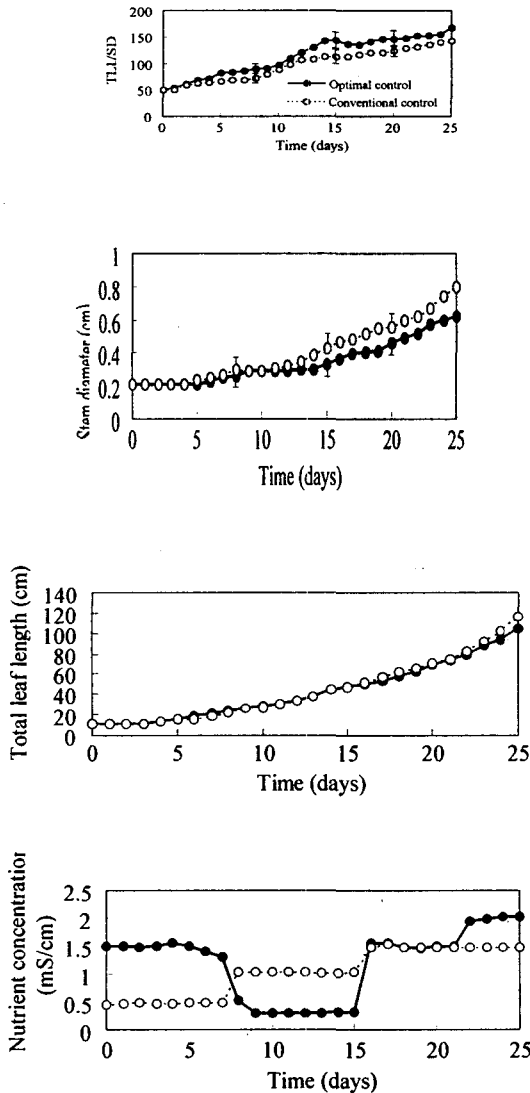


Fig. 10 Actual optimal control performance.

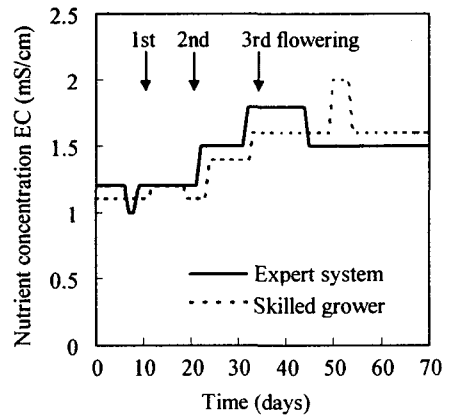


Fig. 11 Comparison in daily setpoints

결 론

식물공장이 농업에서 새롭고 대체적인 식량생산 시스템이라고 기대될 수 있다는 것은 명확하다.

기본적인 개념은 환경스트레스에 반응하는 식물의 자체 최적화 기능에 근거한 것인데, 이것은 Went 교수에 의해서 밝혀졌고, 패러다임 전환(paradigm shifts)의 결과를 가져왔다.

인공조명하의 완전제어 식물공장은 개념에 근거하여 개연적 삼단논법(abduction reasoning)을 통하여 조직화되었다.

온실형태의 식물공장은 21세기에 가장 많이 기대될 것이며, 여기에서 태양에너지는 효과적으로 이용될 수 있다. 이것을 효과적으로 운영하기 위해서 시스템 제어 접근방법에 근거해서 많은 특징을 연구하여야 한다. 인공지능을 포함한 지능적 제어는 여기에 포함된 장벽을 극복하는 돌파구가 될 수 있을 것이다.

이러한 접근방법은 인공두뇌(cyber)에서의 정보기술(Information Technology)과 식물과학간의 농업공학의 새로운 미개척 분야를 우리에게 던져줄 것이라는 것을 알 수 있다.

감 사

저자는 일본 Ehime대학교의 Tetsuo Morimoto 조교수와 Kenji Hatou 조수의 지원에 감사드리고 싶다. 왜냐하면, 이 문헌연구는 그들이 쓴 다수의 원작 논문에 기반을 두기 때문이다. 저자는 또한 농업자동화의 지능제어기술위원회(IFAC)의 의장이며, 일본 Osaka Prefecture대학교의 교수인 Haruhiko Murase 박사에게, CIGR 세계대회에서 발표된 우리의 문헌연구 논문을 인용해주신 것에 대해 감사드리고 싶다.

참고문헌

- Bersini, H. and F.J. Varela. (1994). The immune recruitment mechanism: a selective evolutionary strategy. *Proceedings of the 4th International Conference on Genetic Algorithms*, 520-526.
- Ehret, D.L. and L.C. Ho. (1986). Effects of osmotic potential in nutrient solution on diurnal growth of tomato fruit. *Journal of Experimental Botany*, 37(182), 1294-1302.
- Hashimoto, Y. (1980). Computer control of short-term plant growth by monitoring leaf temperature. *Acta Horticulturae* 06:139-146
- Hashimoto, Y., Strain, B.R., & Ino, T. (1984a). Dynamic behaviour of CO₂ uptake as affected by light. *Oecologia*, 63, 159-165.
- Hashimoto, Y., Ino, T., Kramer, P.J., Naylor, A.W., & Strain, B.R. (1984b). Dynamic analysis of water stress of sunflower leaves by means of a thermal image processing system. *Plant Physiology*, 756, 266-269
- Hashimoto, Y. (1989). Recent strategies of optimal growth regulation by the speaking plant concept. *Acta*

Horticulturae, 260, 115-121.

- Hashimoto. Y., & Hatou, K. (1992). Knowledge based computer integrated plant factory. *Proceedings of the 4th International Congress for Computer Technology in Agriculture*, 9-12.
- Hashimoto. Y. (1997). Applications of artificial neural networks and genetic algorithms to agricultural systems. *Computers and Electronics in Agriculture*, 18(2, 3), 71-72.
- Isermann. R., Ernst. S. and O. Nelles. (1997). Identification with dynamic neural. *Preprints of 11th IFAC Symposium on System Identification*, Vol.3, 997-1022, Fukuoka, Japan.
- Krishnakumar.K. and D.E. Goldberg. (1992). Control system optimization using genetic algorithms. *Journal of Guidance, Control, and Dynamics*, 15(3), 735-740.
- Kubota. N., Shimojima. K. and T. Fukuda. (1996). The role of virus infection in virus-evolutionary genetic algorithm. *Proc. IEEE International Conference on Evolutionary Computation* (pp.182-187).
- Luo. H. and T. Kato. (1987). Studies on the characteristics of seedlings raised in pot under various conditions and their productivity in eggplant and sweet pepper. *Environment Control in Biology*, 25(3), 91-96.
- Morimoto. T., Torii T. and Y. Hashimoto (1995):Optimal control of physiological processes of plants in a green plant factory. *Control Engineering Practice* 3(4): 505-511
- Morimoto. T., Suzuki. J. and Y. Hashimoto. (1997a). Optimization of a fuzzy controller for fruit storage using neural networks and genetic algorithms. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 10(5), 453-461.
- Morimoto. T., Purwanto. W., Suzuki. J. and Y. Hashimoto. (1997b). Optimization of heat treatment for fruit during storage using neural networks and genetic algorithms. *Computers and Electronics in Agriculture*, 19, 87-101.
- Morimoto. T., Purwanto.W., Suzuki. J. and Y. Hashimoto. (1997c). Identification of cumulative fruit responses during the storage process using neural networks. *Preprints of 11th IFAC Symposium on System Identification*, Fukuoka, Japan, Vol.3, pp.1555-1560.
- Morimoto. T. and Y. Hashimoto(2000) : AI approaches to identification and control of total plant production systems, *Control Engineering Practice* 8(2000), 555-567
- Murase. H., Koyama. S., Honami. N. and T. Kuwabara. (1991). Kalman Filter Neuron Training, *Bull. Univ. of Osaka Prefecture, Series B*, 43:91-101.
- Murase, H. and N. Honami. (1991). Kalman Filter Neuro-computing for Biological System Models using Neural Networks, *Proc. of IFAC/ISHS workshop on Mathematical and Control Applications in Agriculture and Horticulture*, Pergamon Press, Oxford, pp.343-348.
- Murase, H. and A. Wadano. (1998). Photosynthetic Learning Algorithm for the training of Neural Network, *Proc. 3rd IFAC Workshop on Artificial Intelligence in Agriculture*, Pergamon Press, pp.103-108.
- Murase. H., Takatsuji. M. and Y. Hashimoto. (2000). New Trend of Plant Factory. *Proc. of The XIV Memorial CIGR World Congress 2000*.
- Narendra. K.S. and K. Parthasarathy. (1990). Identification and control of dynamical systems using neural networks. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 1(1), 4-27.
- Ohkura. K and K. Ueda. (1996). A genetic algorithm with neutral mutations for deceptive function optimization. *Trans. of Jpn. Society of Instrument and Control Engineers*, 32(10), 1461-1469.
- Rumelhart. D.E., Hinton. G.E. and R.J. Williams. (1986). Learning representation by back-propagation error. *Nature*, 323(9), 533-536.
- Sigrimis. N., Hashimoto.Y., Munack. A. and J. DeBaerdemaeker. 2000. Prospects in Agricultural Engineering in the Information Age. -*CIGR electronic journal*- (www.agen.tamu.edu/cigr/)
- Takatsuji. M. (1986). *Plant Factory* (in Japanese). Maruzen, Tokyo, Japan.