

## VII Congreso Argentino de Ingeniería Industrial

### **Estudio de los procesos de transferencia de masa, cantidad de movimiento y energía en el secado de granos de origen agrícola Desarrollo de herramientas de cálculo aplicables al diseño de equipos y control de procesos**

Autores: Boffa, Guillermo\*; Casiello, Francisco; Farías, Ana María; Galaretto, Oscar; Giannico Fernando; Herrera, Luis; Scuracchio Pablo.

*Facultad de Química e Ingeniería Fray Rogelio Bacon de Rosario  
Universidad Católica Argentina.  
Av. Pellegrini 3314 Rosario 2000 / ingeniería\_rosario@uca.edu.ar*

#### **RESUMEN**

El presente trabajo sobre secado de granos de origen agrícola forma parte de un proyecto amplio de investigación institucional dirigido a desarrollar temas vinculados a la actividad industrial en la zona núcleo agropecuaria, donde se encuentra ubicada la Facultad.

El interés por estudiar la problemática de esta actividad proviene de advertir que, en la literatura especializada, se admite como normal un consumo de 1500 a 2000 kcal/kg de agua eliminada mientras que el necesario para evaporar 1 kg de agua es del orden de 550 kcal. Aun admitiendo que la ruptura de enlaces a nivel molecular pueden requerir mayor energía que la de una evaporación simple, la diferencia amerita intentar un abordaje sistemático del tema para identificar posibles ahorros de energía.

Básicamente este trabajo consiste en la obtención de correlaciones polinómicas de las propiedades termodinámicas del agua a partir de datos obtenidos de tablas de vapor, su incorporación a sistemas de ecuaciones para calcular con datos de bulbo seco y húmedo, los parámetros psicrométricos del aire en distintos puntos del proceso y su aplicación a balances de masa y energía en equipos de secado de distinta complejidad, a fin de obtener la caracterización energética del sistema, lo que permite predecir valores de consumo de vapor y/o GN, capacidad de secado del aire, identificar disfunciones en operación, etc.

En forma complementaria se analizan diversos esquemas básicos de identificación y control empleando redes neuronales adaptivas.

Palabras Clave: Energía; Procesos; Secado; Termodinámica;

#### **ABSTRACT**

The present work on grain drying of agricultural origin is part of a broader institutional investigation project aimed at developing research issues related to industrial activity in the agricultural core zone, where the University is located. The interest in studying the problems of this activity comes from noting that in specialized literature an intake of 1500-2000 kcal / kg of removed water is accepted as normal, while the energy needed to evaporate 1 kg of water is about 550 kcal. Even assuming that breaking molecular bonds may require more energy than a simple evaporation, the difference deserves a systematic approach to identify potential energy savings. Basically, this work proposes using polynomial correlations of thermodynamic properties of water from data obtained from steam tables to calculate the psychrometric air parameters at different points in the process with the help of dry and wet bulb temperature information. Applying these calculations to mass and energy balances on drying equipment of varying complexity, energy characterization of the system is obtained, allowing the prediction of values such as vapor consumption and / or GN, drying capacity of air, identification of dysfunctions as false air entering the system or punctures in heat exchangers, among others. In a complementary study basic schemes of control and identification are analyzed using adaptive neural networks

Keywords: Energy; processes; Drying; Thermodynamics;

## 1. INTRODUCCIÓN

### 1.1 Definiciones básicas

Se denominan “procesos de pos cosecha de granos de origen agrícola” a la cadena de actividades que se realizan entre la cosecha del grano hasta su procesamiento industrial, incluyendo almacenamiento temporario, transporte, secado y acondicionamiento y otras actividades del tipo que se llevan adelante antes del procesamiento del grano. Dicho procesamiento final puede involucrar desde procesos de extracción de aceite y/o harina, hasta procesamientos para la obtención de biodiesel.

### 1.2 Producción de granos y cereales

El continuo aumento de la producción de granos y la conveniencia de realizar la cosecha anticipada de los mismos (separando al grano de la planta madre si bien ya formado pero con un alto contenido de humedad), exigencias del mercado, etc. hacen que día a día la práctica de secado acreciente su importancia. En efecto, la Tabla 1 ofrece información referida a la producción de oleaginosas por cultivo entre las campañas 2005-06 hasta 2009-2010. El caso de la soja es evidentemente el más notable.

Tabla 1 *Producción de Oleaginosas*

Campaña	Producción (1)					
	Total	Girasol	Lino	Maní	Soja	Cártamo
	Miles de toneladas					
2005-06	44.715,9	3.759,7	53,8	347,3	40.537,3	17,8
2006-07	51.672,6	3.497,7	34,1	600,0	47.482,8	58,0
2007-08	51.556,9	4.650,4	9,6	625,3	46.238,1	33,5
2008-09	34.188,8	2.483,4	19,5	605,5	30.993,4	87,0
2009-10	55.604,3	2.220,7	52,1	611,0	52.676,6	43,9

(1) Se trata de los cultivos más importantes. El total no incluye a los cultivos restantes.

**Producción de oleaginosas por cultivo. Total del país. Campañas 2005-06 a 2009-10**

**Fuente:** Ministerio de Agricultura, Ganadería y Pesca. Dirección de Información Agrícola y Forestal.

Por su parte la Tabla 2 ofrece información relativa al aumento de la producción de cereales desde las campañas 2005-06 hasta el 2009-10

Tabla 2 *Producción de Cereales*

Campaña	Producción (1)									
	Total	Alpiste	Arroz	Avena	Cebada cervecera	Centeno	Maíz	Mijo	Sorgo granífero	Trigo
	Miles de toneladas									
2005-06	31.646,7	14,7	1.193,5	226,9	796,2	33,1	14.445,5	15,5	2.327,9	12.593,4
2006-07	41.728,1	8,9	1.080,1	243,0	1.265,7	17,5	21.755,4	14,5	2.795,0	14.548,0
2007-08	44.595,3	9,1	1.245,8	472,4	1.474,5	77,2	22.016,9	14,8	2.936,8	16.347,7
2008-09	26.655,6	10,0	1.334,2	290,5	1.681,9	33,9	13.121,4	5,9	1.805,2	8.372,6
2009-10	37.879,1	9,8	1.240,6	182,0	1.355,8	25,1	22.676,9	9,1	3.629,0	8.750,9

(1) Se trata de los cultivos más importantes. El total no incluye a los cultivos restantes.

**Producción de cereales por cultivo. Total del país. Campañas 2005-06 a 2009-10.**

**Fuente:** Ministerio de Agricultura, Ganadería y Pesca. Dirección de Información Agrícola y Forestal.

Desde siempre los productos vegetales han tenido que ser sometidos a técnicas de conservación para su consumo durante las épocas de no-producción o bien para su transporte hasta los centros de procesamiento/consumo.

El principio de conservación se basa en la eliminación del exceso de agua hasta niveles que aseguren la buena calidad del producto y su seguridad higiénica que les permitan ser aptos para el consumo por parte de animales así como de seres humanos. Los granos, como es bien conocido, no pueden conservarse almacenados si no están secos. La cuestión, entonces, es determinar cuándo un grano se considera "seco" y por lo tanto apto para ser almacenado.

Como término general, para los cereales, una humedad del 15% se considera el límite para estimarlo como "seco".<sup>1</sup> Pero este valor es relativo, pues depende de diversos factores. En efecto, en un país de clima frío, un cereal como el trigo puede conservarse a 15% de humedad, pero en un país de clima cálido, la humedad de conservación deberá ser de 12 - 13%. Por su parte, los granos oleaginosos, tienen que ser almacenados a humedades aún menores, 10 a 11%, y todavía más bajas, como en el caso de la colza. Por otro lado el mercado de granos el cual crece tanto en exigencias como en volumen, ve con claridad cuando se han mezclado humedades sin respetar los límites técnicos, cuando el grano ha sufrido desarrollo de hongos por no haberse secado a tiempo o bien cuando el grano ha sido sometido a secados violentos, es decir, cuando el grano ha perdido parte de su calidad<sup>2</sup>.

### 1.3 Secado de Granos - Desafíos

El secado artificial produce la principal transformación del grano en lo que llamamos la post-cosecha y a su vez es el procedimiento que más atención requiere para no afectar la calidad del mismo. Su objetivo fundamental es lograr que, durante el almacenamiento, el grano conserve sus características por el mayor tiempo posible.

Para ello, el proceso de secado de granos debe dar respuesta a cuatro requerimientos:

- 1) Disminuir el contenido de agua en los granos
- 2) Evitar la germinación de las semillas
- 3) Conservar la máxima calidad del grano
- 4) Alcanzar un grado de humedad que no permita el crecimiento de bacterias y hongos, y que retarde considerablemente el desarrollo de ácaros e insectos

El mismo puede realizarse con aire natural o con aire caliente, sin embargo la temperatura que el grano adquiere durante el proceso de secado es fundamental para determinar si el mismo mantiene su calidad inicial. Todos los métodos utilizados para secar granos emplean la propiedad del aire de absorber humedad de cuerpos que contienen agua. Una condición primordial para el secado de granos es la relación entre el contenido de humedad del producto y la humedad relativa del aire. La humedad del aire debe ser menor a la humedad final requerida. Otra condición importante es la temperatura del aire ya que como sabemos el aire caliente seca con más rapidez el grano que el aire frío.

Es casi imposible secar el grano por completo, debido a que la semilla retiene, en promedio, el 10% de la humedad. El grano puede almacenarse a salvo con esta cantidad de agua. En muchos casos, eliminar esta última cantidad de agua puede dañar el grano. Las secadoras de flujo continuo son las comercialmente más empleados en la actualidad. En ellas el grano se introduce y descarga en forma continua o intermitente, permaneciendo constantemente llenas las secciones de secado y enfriamiento. Las operaciones de secado y enfriamiento se efectúan en forma simultánea e ininterrumpida. El grano recorre las mismas desde arriba hacia abajo y pueden ser clasificadas de acuerdo al tipo de flujo.

a) Las secadoras de flujo mixto, también llamadas de "caballetes", tienen como elemento principal, en las zonas de secado y enfriamiento, un conjunto de conductos en forma de V invertida, por donde circula el aire caliente o frío.

b) Las de flujo cruzado, también llamadas "de columnas" poseen columnas o venas rectas por donde circula por gravedad el grano; las columnas están formadas por paredes de chapas perforadas, las que atraviesa el aire caliente (o frío) en forma cruzada o perpendicular al espesor de la columna.

Generalmente el secado del grano suele convertirse en un cuello de botella para la industria ya que además de ser costoso, es por lo dicho anteriormente, potencialmente peligroso para la calidad del grano. Es por ello que las instalaciones de secado representan inversiones importantes medidas en tonelada de grano procesado.

Cuando, para el resto de las prácticas de post-cosecha (manipuleo, control de plagas, aireación, etc) hablamos en términos de centavos por toneladas, en el proceso de secado llegamos a uno o más pesos/dólares por tonelada<sup>3</sup>.

No debemos perder de vista que del total de la energía utilizada en el proceso de producción de granos, el secado insume alrededor del 50%<sup>4</sup>. Por lo que tomando en cuenta estos dos factores, calidad y consumo de energía, se puede apreciar claramente la importancia que adquiere este proceso. Debemos tener en cuenta que el precio de la secadora representa alrededor del 45% del costo total de una instalación de secado<sup>5</sup>, ya que además debemos pensar en la noria elevadora,

<sup>1</sup> Craviotto, Roque Mario, *Humedad de la Semilla como Atributo de Calidad*, Grupo de Trabajo Tecn. de Semillas, EEA INTA Oliveros, <http://www.cosechaypostcosecha.org/data/articulos/calidad/HumedadSemillaComoAtributoCalidad.asp>, Disponible sep. 2012.

<sup>2</sup> Ibidem.

<sup>3</sup> Dios, Carlos Alberto de, *Secado de granos y secadoras*, 2a ed., Ed. Hemisferio Sur, Buenos Aires, 2000

<sup>4</sup> Dios, Carlos Alberto de, *Secado de granos y secadoras*, ob. cit., Cap. XI: Costos de Secado, pp. 234 y ss.

<sup>5</sup> Ibidem.

en el silo de grano húmedo, en la provisión de combustible, en los ciclones o elementos filtrantes para polvo (cada vez más importantes en términos del cuidado del medioambiente), plataformas de descarga, balanza, etc.

Los motivos mencionados junto al creciente impacto económico y ambiental derivado del uso de combustibles fósiles hacen del secado de granos una práctica de gran importancia Técnico-económica, por lo que la industria ha intensificado la búsqueda de soluciones para mejorar el rendimiento de las secadoras de granos.

El interés de este proyecto, sin embargo, se centra en la determinación del consumo energético durante el proceso de pos cosecha y el diseño de acciones tendientes a la minimización de este consumo. A pesar de que el secado es uno de los procesos más empleados a nivel industrial, todavía se desconocen muchos aspectos relacionados con las etapas y los mecanismos aplicados en el mismo. Esto se debe en gran parte a la complejidad de la estructura de los materiales a secar.

#### 1.4 Objetivos

El proyecto bajo estudio tiene como primer objetivo general obtener, en la fase de secado, correlaciones entre las variables que permitan formular balances de masa y energía aplicables al diseño de equipos y control de procesos.

El segundo objetivo importante es el de analizar la aplicación de redes neuronales al control de procesos de instalaciones complejas.

## 2. BALANCE DE MASA Y ENERGÍA – DESARROLLO DE HERRAMIENTAS DE CÁLCULO

### 2.1. Obtención de correlaciones polinómicas de las propiedades termodinámicas del vapor de agua.

La primera dificultad que se encuentra en el diseño de herramientas de cálculo aplicables a este tipo de sistemas, está relacionada a la disponibilidad de datos termodinámicos del agua, los que normalmente se encuentran en forma discreta como se muestra en la Tabla 1.

Tabla 1 Tabla típica de vapor de agua

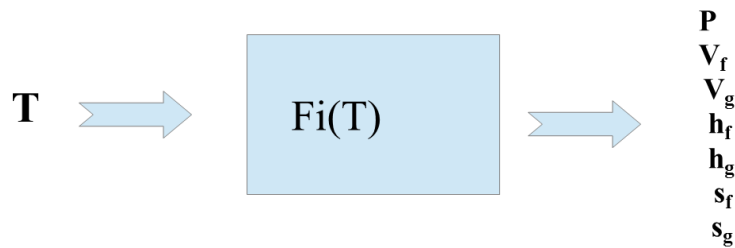
#### 1.- CONSTANTES TERMODINÁMICAS DEL VAPOR DE AGUA HÚMEDO

Presión sat. bars	Temp. sat. °C	Volumen $v'$ (dm <sup>3</sup> /Kg)	Volumen $v''$ (dm <sup>3</sup> /Kg)	Entalpía $i'$ (kJ/Kg)	Entalpía $i''$ (kJ/Kg)	Entalpía $r_{(1-v)}$ (kJ/Kg)	Entropía $s'$ (kJ/Kg.°K)	Entropía $s''$ (kJ/Kg.°K)	Entropía $\Delta s$ (kJ/Kg.°K)
0,0061	0,00	1,0002	206288,00	0,0	2500,8	2500,8	0,000	9,155	9,155
0,0061	1,00	1,0002	206146,00	0,0	2500,8	2500,8	0,000	9,155	9,155
0,0070	2,00	1,0001	179907,00	8,4	2496,0	2487,6	0,031	9,102	9,071
0,0081	4,00	1,0001	157258,00	16,8	2508,1	2491,3	0,061	9,050	8,989
0,0094	6,00	1,0001	137768,00	25,2	2511,8	2486,6	0,091	8,999	8,908
0,0100	7,00	1,0001	129205,00	29,3	2513,6	2484,3	0,106	8,974	8,868
0,0107	8,00	1,0002	120956,00	33,6	2515,5	2481,9	0,121	8,949	8,828
0,0123	10,00	1,0003	106422,00	42,0	2519,2	2477,2	0,151	8,900	8,749
0,0140	12,00	1,0006	93829,00	50,4	2522,9	2472,5	0,180	8,851	8,671
0,0160	14,00	1,0008	82894,00	58,8	2526,5	2467,8	0,210	8,804	8,594
0,0182	16,00	1,0011	73380,00	67,1	2530,3	2463,1	0,239	8,757	8,518
0,0206	18,00	1,0014	65084,00	75,5	2533,9	2458,4	0,268	8,711	8,444
0,0234	20,00	1,0018	57836,00	83,9	2537,6	2453,7	0,296	8,666	8,370
0,0250	21,00	1,0021	54260,00	88,4	2539,5	2451,1	0,312	8,642	8,330
0,0264	22,00	1,0023	51491,00	92,2	2541,2	2449,0	0,325	8,622	8,297
0,0298	24,00	1,0028	45925,00	100,6	2544,8	2444,2	0,353	8,579	8,226
0,0336	26,00	1,0033	41034,00	109,0	2548,5	2439,5	0,381	8,536	8,155
0,0378	28,00	1,0038	36727,00	117,3	2552,1	2434,8	0,409	8,494	8,085
0,0424	30,00	1,0044	32929,00	125,7	2555,7	2430,0	0,436	8,452	8,016
0,0475	32,00	1,0050	29573,00	134,0	2559,3	2425,3	0,464	8,412	7,948
0,0500	33,00	1,0053	28196,00	137,8	2560,9	2423,1	0,476	8,394	7,918
0,0537	34,00	1,0057	26601,00	141,4	2562,0	2420,5	0,481	8,377	7,881

Resulta claro que la utilización de esta información tal como se la dispone en las tablas implica interpolar en el 99% de los casos y si los cálculos son recurrentes nos encontramos ante una enorme dificultad de trabajo

Y si se piensa además en un abordaje a la problemática que implique disponer de estos datos en el estudio y modelización de sistemas dinámicos, es claro que es necesario contar con correlaciones que proporcionen los valores de los demás parámetros en tiempo real ingresando la temperatura como dato, como se esquematiza en la Figura 1.

Figura 1. **Correlaciones**



Los resultados que proveen las correlaciones en función de la temperatura son la presión de vapor de equilibrio, volúmenes específicos, entalpía y entropía de las fases.

Estas correlaciones se han conseguido mediante aproximaciones polinómicas a la función real en cada caso, con resultados que difieren de los valores de las tablas utilizadas como referencia del orden de 0.2%.

Los polinomios resueltos son del tipo:

$$F_i(T) = a_i + b_i T + c_i T^2 + d_i T^3 + e_i T^4 + f_i T^5 + g_i T^6 \quad (1)$$

Donde los coeficientes fueron obtenidos por resolución de sistemas de ecuaciones lineales.

En la Tabla 2 se muestran resultados de aplicar las correlaciones indicadas en la Ecuación 1, tal como aparecen insertadas en una hoja de cálculo

Tabla 2 *Propiedades termodinámicas del agua*

Temperatura °C	27
Presión (bar)	0,03568214
$v'$ (m <sup>3</sup> /kg)	0,00100353
$v''$ (m <sup>3</sup> /kg)	38,6853945
$h'$ (kJ/kg)	113,192766
$\Delta h$	2436,81627
$h''$ (kJ/kg)	2550,00903
$s'$ (kJ/kgK)	0,39517434
$\Delta s$	8,11901424
$s''$ (kJ/kgK)	8,51418857

## 2.2. Obtención de los parámetros psicrométricos del aire húmedo.

Las variables de proceso que se determinan normalmente en las operaciones de secado por medición directa son las temperaturas de bulbo seco ( $T_{bs}$ ) y húmedo ( $T_{bh}$ ) y en función de estos datos se obtienen los demás parámetros psicrométricos del aire en cualquiera de sus estados dentro del proceso.

Utilizando entonces las propiedades termodinámicas del agua a  $T_{bs}$  y  $T_{bh}$  del aire obtenidas según se muestra en la Tabla 2, y las ecuaciones propias de las mezclas aire/vapor de agua, se calcula la presión parcial de vapor, humedad absoluta y relativa, entalpía, punto de rocío y volumen húmedo del sistema y con mediciones de caudales volumétricos, el caudal másico de aire seco que circula en el punto de medición.

Un cálculo particular de las propiedades mencionadas se muestran en la Tabla 3.

Tabla 3 *Parámetros Psicrométricos del aire húmedo*

<b>T de bulbo seco °C (Tbs)</b>	27
<b>T de bulbo húmedo °C (Tbh)</b>	20
<b>Δh de vaporización (a Tbs)</b>	2436,816267
<b>Δh de vaporización (a Tbh)</b>	2453,64092
<b>PS (bar) (a Tbs)</b>	0,035682135
<b>XS (a Tbs) (kg/kg)</b>	0,023094463
<b>PS (bar) (a Tbh)</b>	0,023392343
<b>Xbh (kg/kg)</b>	0,014949644
<b>h (a tbh) (kj/kg)</b>	57,30746378
<b>X (kg/kg)</b>	0,012148667
<b>H.R (%) : X / Xs</b>	52,60%
<b>Pv (bar)</b>	0,019093217
<b>Tde rocío °C</b>	16,7
<b>Volumen Húmedo m3/kg</b>	0,870685548
<b>h (a Tbs) (kj/kg)</b>	57,30746378
<b>h (a Tbs) - h (a Tbh)</b>	0

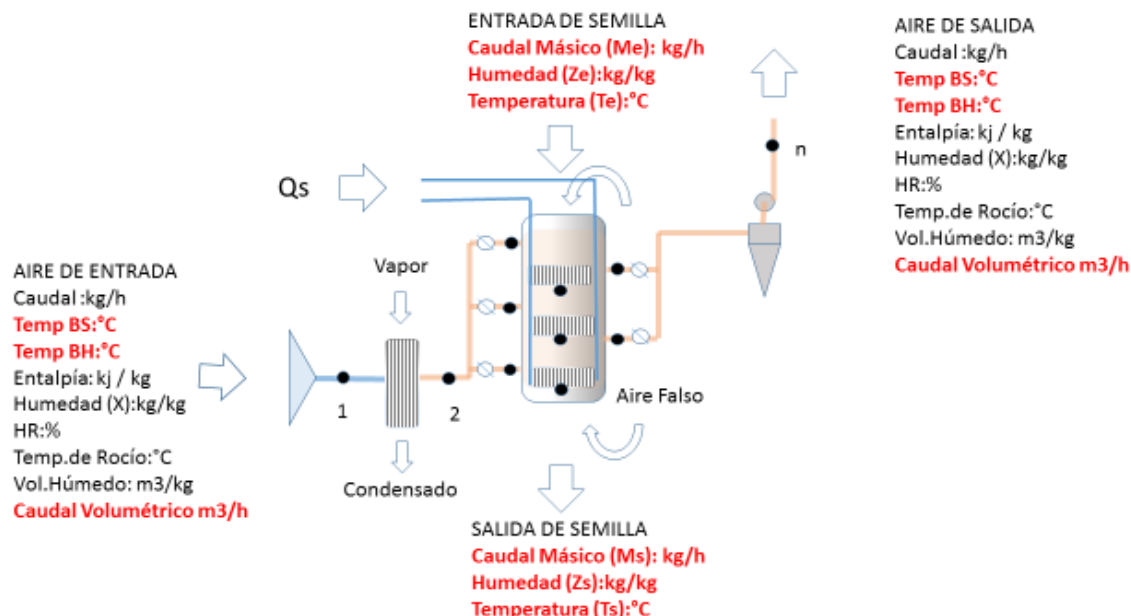
**2.3. Aplicación al control del proceso**

En la Figura 2 se muestra en esquema un equipo de secado de semilla de soja típico, previo al crushing y extracción del aceite. Los requerimientos exigidos al producto en los procesos que le siguen son de humedad del orden de 9% p/p y temperatura relativamente alta (70°C), por lo que al secado propiamente dicho por contacto con aire caliente, se le suma un calentamiento indirecto por coils calefaccionados con vapor, a través de los cuales el grano recibe una cantidad de energía térmica adicional (Qs).

El aire precalentado en un intercambiador con vapor, toma contacto con el lecho descendente de semilla a través de ingresos y salidas múltiples, en el esquema los puntos 1, 2 .....n son puntos de posible medición de caudal en algunos casos y de Tbs y Tbh en todos ellos.

Se identifican en rojo los parámetros que tienen posibilidad de ser medidos directamente y en negro los calculados con los datos de Tbs y Tbh como los mostrados en la Tabla 3.

Figura 2. Esquema típico de secado (elaboración propia)



Está claro que la exigencia de obtener valores de temperatura y humedad de la semilla constantes a la salida del equipo, mientras que los valores de entrada no lo son, además de la variación de las propiedades del aire ambiente, obligará a modificar las condiciones de proceso.

Las variables modificables no son muchas:

- Régimen de alimentación de semilla
- Caudal de aire (y redistribución local de corrientes)
- Alimentación de vapor al precalentador de aire y a los coils

Y sin embargo son muchas las combinaciones que producen resultados similares en cuanto a la calidad del producto y muy pocas las que optimizan energéticamente el proceso (mínimo consumo de vapor).

Se identifican a continuación algunas de las alternativas que pueden ser tenidas en cuenta en el diseño de la estrategia de control del proceso y que utiliza las herramientas de cálculo aquí presentadas.

### **2.3.1 Control de la entrada de aire falso al sistema**

La entrada y salida del material al sistema se produce a través de válvulas rotativas que lógicamente no producen un cierre hermético, mientras que el equipo se encuentra bajo un perfil de presiones levemente negativas porque la circulación de aire es normalmente por tiro inducido.

A través entonces de las válvulas rotativas se produce un ingreso de aire no controlado (y que contribuye deficitariamente al secado) proporcional a la depresión local registrada.

La magnitud de este ingreso de aire no deseado puede ser valorada comparando los caudales máscicos de aire seco calculados en los puntos 1 y n de la Figura 2, (que idealmente deben ser iguales) y tomar decisiones como disminuir el caudal del ventilador o similares.

### **2.3.2 Variación de los parámetros psicrométricos del aire ambiente**

El aire ambiente modifica su contenido de humedad y temperatura hasta varias veces en un mismo día, por lo que, para mantener las condiciones actuales de secado deben producirse cambios en las variables de proceso que contrarresten estos efectos.

Un control eficaz consiste en mantener lo más constante posible la *depresión de bulbo húmedo* (diferencia entre  $T_{bs}$  y  $T_{bh}$ ) a la salida del precalentador de aire ya que la misma es un indicador de la capacidad de secado de la corriente porque es proporcional a la diferencia entre la humedad absoluta que tiene el aire y la de saturación a esa temperatura. Por ejemplo, ante un aumento de la humedad ambiente la acción correctiva consiste en elevar la temperatura de salida del precalentador y restablecer la diferencia  $T_{bs} - T_{bh}$ .

### **2.3.3 Identificación de disfunciones tales como ingreso de vapor por pinchaduras en los intercambiadores de calor**

La humedad contenida en el aire de salida debe ser exclusivamente la ingresada con el aire ambiente sumada a la masa extraída al material, y esta puede ser valorada con mucha exactitud calculando por ejemplo cual debe ser el valor de las  $T_{bs}$  y  $T_{bh}$  de la corriente de salida comparadas con las reales para un conjunto de condiciones dadas.

Una  $T_{bh}$  mayor que la calculada indica que la corriente contiene una cantidad de agua superior al que estrictamente proviene del balance de masa.

La localización de la diferencia en el sistema permitirá también identificar el componente dañado, por ejemplo, si se perfora el precalentador de aire la diferencia de  $T_{bh}$  calculada y real se encontrará entre los puntos 1 y 2.

## **2.4. Aplicación a la ingeniería básica de procesos**

En el cálculo de equipos nuevos o verificación de la capacidad operativa de equipos existentes también puede utilizarse con rigor las herramientas de cálculo presentadas aquí, ejemplos básicos se detallan a continuación.

### **2.4.1 Cálculo del aire necesario de secado**

Establecido el régimen de marcha de la unidad (Ton/hora de semilla) y la disminución de humedad requerida (v.g. 15 a 9% p/p) la humedad absoluta en la corriente de salida será la del aire ambiente más la extraída al material.

Se fijan las condiciones aceptadas del aire de salida (temperatura y humedad relativa, la humedad relativa debe ser tal que modificaciones importantes en las condiciones de operación no lleguen a saturar la corriente).

Se calcula a continuación el caudal máscico de aire seco, el volumen húmedo y luego el caudal volumétrico en las condiciones establecidas, finalmente se determina la capacidad del ventilador.

### **2.4.2 Superficie del precalentador de aire**

Estimado el caudal máscico y volumétrico de aire de secado y conocidas las condiciones psicrométricas locales predominantes, se establece un valor aceptable de depresión de bulbo húmedo (compatible con las temperaturas máximas soportadas por la semilla), se calcula la diferencia de entalpía de entrada y salida del precalentador y el calor total a transferir.

Finalmente, con datos de presión y temperatura de vapor disponible, y fijados los criterios de diferencias de temperatura aceptables, se calcula la superficie del intercambiador.

### 3. ESQUEMAS DE IDENTIFICACIÓN Y CONTROL EMPLEANDO REDES NEURONALES ADAPTIVAS

#### 3.1. El Control de mínima varianza:

Para lograr el control del secado de granos de origen agrícola, resulta de particular interés la implementación de un sistema de **control de mínima varianza**, dado que necesitamos obtener una humedad en el grano de salida lo más cercana posible al valor deseado o de referencia, siguiendo este razonamiento, para determinar la ley de control de varianza mínima, recurrimos al siguiente modelo de planta:

$$A(q^{-1})y(k) = B(q^{-1})u(k)$$

Donde consideramos el caso especial en que el polinomio B es estable (en este caso el sistema se denomina de fase mínima porque la función de transferencia discreta tiene todos sus ceros dentro del círculo unidad). De este modo la estrategia de varianza mínima se obtiene prediciendo la salida (d) pasos más adelante y eligiendo un control que haga la predicción igual a la salida deseada. En la figuras siguientes vemos una simulación de la salida del sistema  $Y(k)$  y de la señal de control  $u(k)$ , se advierte a simple vista la reducción de la varianza.

Figura 3 Señales de salida y control (elaboración propia)

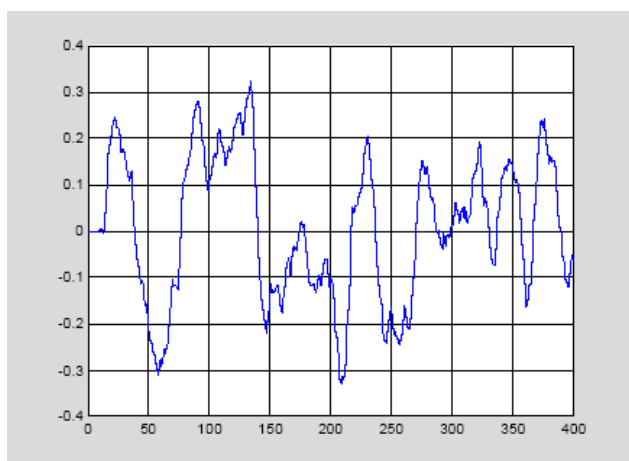


Figura (a). Señal de Salida  $Y(k)$

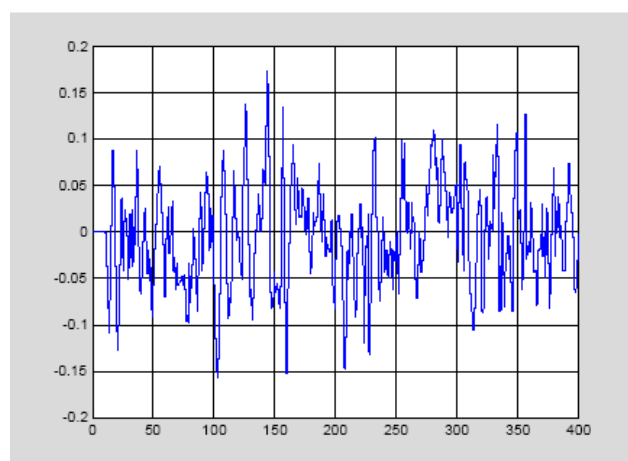


Figura (b). Señal de Control  $u(k)$

El problema del control estocástico (mínima varianza) puede separarse en dos problemas, un problema de predicción estocástica y un problema de control determinístico (esto es conocido como el Teorema de la separación). Este problema de control determinístico finalmente es el mismo problema del control predictivo.

#### 3.2. El Control Predictivo con Redes Neuronales

Como vimos anteriormente, dentro de los controladores predictivos podemos incluir aquellos en los que se contempla el modelo de perturbación en forma estadística (estos controladores se han denominado históricamente reguladores de mínima varianza), veremos ahora la implementación de controladores predictivos con redes neuronales. Aquí el proceso de control consiste en determinar el valor de control siguiente  $u(n + 1)$ , a partir del comportamiento futuro del sistema.

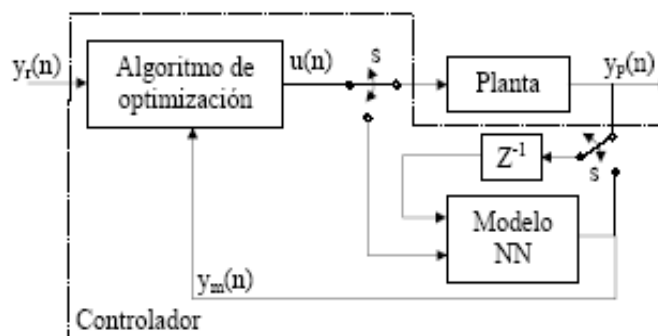
A continuación se puede ver un primer esquema de controlador predictivo con redes neuronales, allí, mientras se realiza la predicción los interruptores  $s$ , hacen que la planta quede desconectada, pero aún así ésta debe ser alimentada con el valor de control actual  $u(n)$ , hasta tanto no se determine  $u(n + 1)$ .

El primer paso en el proceso de control consiste en definir  $y_r$ , es decir, la forma en que la red neuronal debe cambiar su valor inicial ( $y_m(n) = y_p(n)$ ) hasta alcanzar el valor de consigna. Lo



que continúa es hacer que la salida de la red  $y_m$  se acerque tanto como sea posible a  $y_r$ ; esto se logra modificando el valor de control  $u(n+1)$ , comenzando por el que alimenta la planta real en ese instante ( $u(n+1) = u(n)$ ). Cuando se encuentra un valor de control adecuado, se cambia la posición de los interruptores y se alimenta con él a la planta.

Figura 4 Esquema genérico de Control Predictivo con redes neuronales (elaboración propia)



Además de minimizar la diferencia entre  $y_r$  y  $y_m$ , es recomendable tener en cuenta el cambio en el valor de control ( $\Delta u = u(n+1) - u(n)$ ), penalizando valores elevados mediante un coeficiente de ponderación  $\lambda$ ; de esta manera se define la suavidad con que  $y_p$  se desempeñará. Todo el proceso de control ya visto se puede resumir en un algoritmo de optimización, como el detallado a continuación.

- 1) Se inicia con la selección de la ventana de predicción  $[N_1 \ N_2]$ , del horizonte de control  $N_u$  y del coeficiente  $\lambda$ . Estos son los parámetros con que se sintoniza al controlador.
- 2) Se genera la trayectoria de referencia  $y_r$  en la ventana de predicción.
- 3) Se simula el comportamiento del sistema  $y_m$  usando la red neuronal. Se alimenta con el valor de control actual  $u(n)$ .
- 4) Se escoge  $u(n+1)$ , buscando que minimice la función de costo descrita en siguiente ecuación:

$$J = \sum_{i=N_1}^{N_2} [Y_r(n+i) - Y_m(n+i)]^2 + \lambda \sum_{i=1}^{N_u} [u(n+i-1) - u(n+i-2)]^2$$

- 5) Se repite el paso 3 y 4, hasta tanto  $u(n+1) - u(n)$  sea menor a una cota, la cual depende de la precisión con que se quiera el cálculo.
- 6) Se asigna al valor de control del paso 5 como  $u(n+1)$  y se alimenta con éste a la planta real. En este paso debe cambiarse la posición de los interruptores (s)
- 7) Se repite desde el paso 1, todo el tiempo que quiera controlarse el sistema.

Por lo visto hasta aquí, o demos inferir que para desarrollar un control predictivo (con redes neuronales) es necesario realizar los pasos de modelado, identificación, diseño del control y análisis de sensibilidad, incluso puede ser necesario también repetir algunos pasos hasta obtener un resultado satisfactorio. Por tal motivo tiene un considerable interés explorar las posibilidades de simplificación del procedimiento de desarrollo de controladores. Esto se debe hacer incluyendo en el neuro-controlador, algoritmos para estimación de parámetros y de cálculo de la ley de control.

Estas simplificaciones propuestas nos conducen al denominado Regulador Auto Sintonizado (Self Tuning Regulator) el cual tiene la capacidad de sintonizarse a sí mismo. Es importante destacar que los sistemas en lazo cerrado que se obtienen con reguladores auto-sintonizados son sistemas no lineales y variables en el tiempo. Ahora bien, si efectuamos algunas pequeñas modificaciones a un regulador auto sintonizado tenemos un control adaptivo, el cual puede manipular sistemas con amplias variaciones en los parámetros característicos.

En nuestro sistema de control, a la vez que se alimenta la planta, y antes de correr el algoritmo de optimización, puede aplicarse un algoritmo de entrenamiento a la red neuronal en línea; de esta manera la red se adaptará a los cambios en la planta real. Además puede utilizarse la identificación a partir de un modelo aproximado, con lo cual el modelo se perfecciona en línea, a medida que el tiempo pasa.

Uno de los aportes más importantes en control e identificación de sistemas fue publicado por Narendra (1993), quien demostró que las redes neuronales identifican sistemas no lineales y

además son útiles para su control, las razones fundamentales por las que una red neuronal sirve para identificar son sus adaptabilidad, robustez y paralelismo, especialmente cuando el proceso a modelar es una caja negra o si se conoce muy poco de la dinámica del sistema, debido a que se ajustan a la información de entrada-salida con que se les entrena, la cual es asumida como ejemplos de aprendizaje.

Las redes neuronales tienen la capacidad de aprender, por lo que si conocemos la entrada del sistema, la salida objetivo (consigna) y la salida real del sistema ante una entrada dada, un controlador integrado por una red neuronal sería capaz de modificar sus parámetros aprendiendo la dinámica de la planta hasta conseguir un sistema fiable, según Farkas y otros (2000). Principalmente, para el diseño de controladores a partir de modelos de la planta que son lineales e invariantes con el tiempo, hay dos posibles enfoques para contemplar la incertidumbre en el modelo del sistema y las perturbaciones sobre este.

El primero de ellos es considerar las incertidumbres del sistema en el diseño de un controlador fijo, lo cual lleva a un esquema de control robusto, que es más insensible a las variaciones en los parámetros y a las perturbaciones. El segundo enfoque es utilizar un controlador adaptivo, el cuál estima los parámetros y calcula la señal de control basándose en dichos parámetros. La metodología de los reguladores auto-ajustables es la adecuada en este caso, pero conlleva el diseño en línea, con el esfuerzo de cálculo necesario para ello, mucho mayor que en el caso de un regulador más simple.

### 3.3. El Control Adaptivo con Redes Neuronales

El uso del controlador adaptivo también hace que sea necesario conocer la estructura del sistema, saber si se trata de un sistema lineal o no lineal y conocer el orden del sistema en concreto. Sin embargo, con la ayuda de las redes neuronales artificiales podemos paliar estos inconvenientes, ya que gracias a estas conseguiremos prescindir de métodos de cálculo complejos y costosos, minimizando así el tiempo de cálculo, además de poder obviar la estructura del sistema, ya que las redes neuronales son capaces de adaptarse a cualquier tipo de estructura sin necesidad de conocer sus características.

Figura 5 Control Adaptivo Clásico y con redes neuronales (elaboración propia)

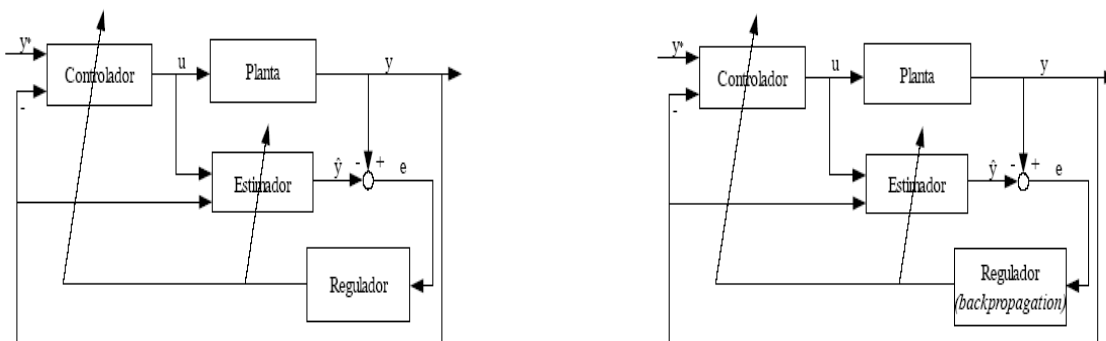


Figura (a). Control Adaptivo Clásico

Figura (b). Control Adaptivo con Redes Neuronales

Nuestro sistema, se convertiría por tanto en un sistema de control variable en el tiempo ya que la red iría cambiando su estructura con el paso del tiempo y aprendiendo la dinámica del sistema, lo que recibe el nombre de un controlador adaptable. Los controladores adaptables se utilizan para diseñar sistemas de control para plantas que son desconocidas a priori y configuran controladores variables en el tiempo. El esquema básico de control adaptivo, según puede verse en la figura (3a), está compuesto de un lazo principal de realimentación negativa, en el que actúa al igual que en los sistemas convencionales un regulador y de otro lazo en el que se mide un cierto índice de funcionamiento, el cual es comparado con el índice deseado y se procesa el error en un mecanismo de adaptación que ajusta los parámetros del regulador y en algunos casos actúa directamente sobre la señal de control.

El control adaptivo actúa como un control secundario (lazo secundario) influenciando a los parámetros del control primario. El lazo primario debe ser de respuesta más rápida que el lazo secundario, en caso contrario el sistema tendería a saturarse porque se estaría obligando al sistema a reaccionar más rápidamente de lo que puede. Por tanto, el lazo secundario debe variar

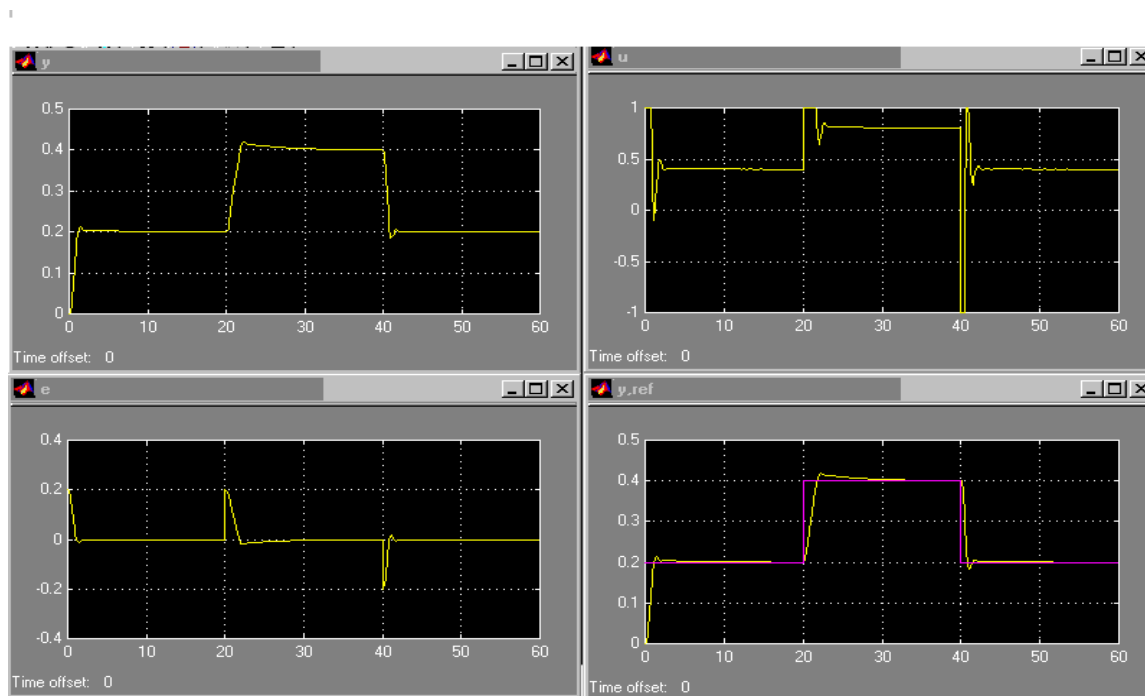
más lentamente que el lazo primario. Dos enfoques básicos, han sido referenciados en la documentación de las redes neuronales para abordar el problema del control adaptivo. En el primer caso algunos parámetros del diseño son aprendidos “off-line”, midiendo las señales de entrada-salida y observando el comportamiento de la planta en momentos clave. En el segundo enfoque el aprendizaje adaptivo se implementa y la entrada de control se determina “on-line” como la salida de la red neuronal, la señal de control que genera la red es la que genera la salida del sistema que se usa para adaptar los parámetros. En nuestro sistema de control adaptivo off-line, los bloques funcionales “Controlador” y “Estimador” son el controlador neuronal y el modelo neuronal de la planta respectivamente. Usaremos una red neuronal como modelo de planta (aquí la red aprende la dinámica de la planta usando la regla de BP (backpropagation), tal como se ve en la figura (3b). O sea que esta red pretende aprender la dinámica de la planta y por lo tanto su salida es la salida estimada del verdadero sistema. El aprendizaje de la dinámica de la planta gracias al estimador neuronal, se usa para ajustar los pesos de conexión de un controlador neuronal que genera la señal de control  $u(k)$ . Esta señal de control, cuando se aplica a la entrada de la planta, pretende conseguir que la salida de la planta  $Y(k)$  sea la señal objetivo del sistema. En este sentido, el controlador neuronal está compuesto por una segunda red neuronal. Al trabajar de forma off-line primero se obtienen los valores de los pesos para el controlador y la planta de forma independiente, una vez obtenidos todos los pesos para toda la muestra de datos, estos se utilizan para la simulación de todo el sistema de control.

Por lo tanto, la secuencia de acciones a seguir para el cálculo del sistema de control adaptivo off-line con aprendizaje BP es el siguiente:

1. Obtenemos los valores de entrada y salida referencia para el entrenamiento.
2. Utilizando el aprendizaje BP obtenemos los pesos del controlador neuronal y del modelo neuronal de la planta.
3. Simulamos el sistema de control usando los pesos obtenidos en anterior apartado.

Vemos en la figura siguiente, una simulación de la salida del sistema de control adaptivo con redes neuronales:

Figura 6. Simulación del Sistema de Control con Redes Neuronales (elaboración propia)



## 4. CONCLUSIONES.

### 4.1. Balances de masa y energía – Herramientas de cálculo

En el presente trabajo se han desarrollado correlaciones polinómicas entre las variables termodinámicas del vapor de agua a partir de tablas de datos de equilibrio.

Se han utilizado como variables continuas en el cálculo de propiedades psicrométricos del aire húmedo.

Se ha mostrado su utilidad en el control de procesos y diseño básico de equipos.

#### **4.2. Redes neuronales**

En el presente trabajo también se han desarrollado algunos esquemas de control adaptivo utilizando redes neuronales, estos esquemas han demostrado un buen desempeño frente a las dificultades propias del control industrial de secado de granos.

#### **5. REFERENCIAS.**

- [1] I. Farkas; P. Reményi; A. Biró (2000), **A neural network topology for modelling grain drying**. *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 26 pages 147 -158. Elsevier Science.
- [2] I. Farkas; P. Reményi; A. Biró (2000), **Modelling aspects of grain drying with a neural network**. *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 29 pages 99 -113. Elsevier Science.
- [3] G. Cakmak; C. Yildiz (2011), **The prediction of seedy grape drying rate using a neural network method**. *Computers and Electronics in Agriculture*, vol. 75 pages 132 -138. Elsevier Science.
- [4] U. Levin and K. Narendra (1993), **Control of nonlinear dynamical systems using neural networks: controlability and stabilization**, *IEEE Trans. on Neural Networks*, vol. 4, no. 2, pp. 192-206.

#### **Agradecimientos**

Los autores de este trabajo desean agradecer a las instituciones que participan en el soporte de este proyecto, la Pontificia Universidad Católica Argentina y la Facultad de Química e Ingeniería de Rosario (Fray Roger Bacon).