

Modelo de red neuronal para simulación de hidrogramas en cuencas hidrográficas

Luís Filipe Sanches-Fernandes

Univesidade de Trás-os-Montes e Alto Douro, Portugal

Naim Haie

Universidade do Minho, Portugal

En este trabajo se hace la simulación de hidrogramas a partir del conocimiento previo de la relación precipitación/escorrentía. El modelo (en soporte Matlab) pretende simular hidrogramas en la cuenca hidrográfica del río Corgo, en el noreste de Portugal, recurriendo a redes neuronales. Con base en las precipitaciones y escorrentías anteriormente registradas, se prevé, a partir de un hietograma arbitrario, el hidrograma correspondiente. Se procedió a realizar una estructura, donde se almacenaron los datos por cada evento; también se indicó si sería utilizado para entrenamiento, prueba o para ninguna de las opciones anteriores. Seguidamente se introdujeron los parámetros de orden según las precipitaciones y caudales, y el número de divisiones, según el eje normalizado de las ordenadas. Así, el programa buscó en todos los sucesos a ser utilizados cuál sería la precipitación y el caudal máximo, para posteriormente calcular las divisiones del eje normalizado (de precipitaciones y caudales), pasando al entrenamiento de la red y, seguidamente a su prueba. Después de la aplicación de nuestra metodología a los eventos entrenados e hidrogramas testados, se verificó que la semejanza entre ellos fuera evidente, tanto en términos de punta de hidrograma (observándose diferencias de 23, 9 y 1 m³/s) como en cuanto la hora en que esa punta se verifica (una o dos horas). La estructura de la red, así como su algoritmo de aprendizaje, se mostró capaz de simular, con alta precisión, los niveles de agua registrados de la cuenca hidrográfica del río Corgo.

Palabras clave: modelo, red neuronal, simulación, hidrogramas, cuenca hidrográfica, precipitación, caudal, avenidas.

Introducción

Los sistemas de protección y gestión de avenidas están aumentando considerablemente en el contexto del desarrollo sustentable, pues las grandes avenidas han colocado en peligro a las poblaciones de las riberas desde el principio de la historia de la humanidad. Así, las pérdidas globales de las avenidas han aumentado en el mundo, situándose en un nivel de muchos millones de euros por año. Los factores responsables por la variabilidad y cambios climáticos, y la posibilidad de su impacto adverso en la severidad y secuencia de las avenidas introducen un riesgo adicional que dificulta el desarrollo sustentable.

Existen varios ejemplos de técnicas de infraestructuras relacionadas con la protección de avenidas que han sido criticadas en el contexto del desarrollo sustentable, porque limitan opciones para las generaciones futuras e introducen perturbaciones inaceptables en los ecosistemas. Algunos ejemplos son las grandes estructuras de defensa de las avenidas como diques, depósitos de almacenamiento y represas.

Es necesario un cambio en el paradigma, aunque un sistema de protección de avenidas que nos garantice completa seguridad sea una ilusión.

Nuestra actitud frente a este fenómeno natural deberá ser convivir con las avenidas de forma sustentable, en

vez de intentar combatirlos de manera desesperada (Kundzewicz, 1999).

La relación precipitación/escorrentía es, sin duda, el factor más importante cuando se estudia la sección de un curso de agua (Lencastre y Franco, 1992). No obstante, otros parámetros están envueltos entre sí en el ciclo hidrológico de una cuenca hidrográfica, y acaban por influenciar esa relación.

Almeida (2000) refiere que los problemas en hidráulica tenderán a ser resueltos por especialistas multidisciplinarios, sobresaliendo la necesidad de simulación, cada vez más predominante, y el uso de herramientas informáticas: "el apareamiento de nuevas capacidades de producción, de información y de conocimientos a través de las herramientas avanzadas de trabajo y de interpretación de datos basados en nuevas generaciones de técnicas (redes neuronales artificiales)".

En las últimas décadas ha surgido, de forma entusiasta, el empleo de medios informáticos para resolver de forma rápida y eficaz diversos problemas y cuestiones que se originan en áreas tan distintas como la medicina, las ciencias naturales y las ciencias exactas, entre otras. Cada día que pasa surge una herramienta informática capaz de auxiliarnos en cualquier temática a abordar, animándonos a confiar más en los trabajos desarrollados, y contribuyendo de esa forma a un desarrollo equilibrado y estructurado.

Sin querer destacar cualquiera de esas herramientas, y debido a una opinión muy personal, escogemos los sistemas de información geográfica y la inteligencia artificial como ejemplos concretos de instrumentos potenciales, capaces de contribuir de forma inequívoca a un desarrollo sustentable.

Los recursos hídricos no rompen la regla y también éstos, pueden ser planteados y regidos con la ayuda de medios informáticos y, concretamente, de la inteligencia artificial (Fernandes y Haie, 2001). Ejemplo de esto puede ser el trabajo desarrollado por Grubert (1995), que utiliza redes neuronales para la previsión de las inestabilidades de estuarios, o el trabajo de Luk *et al.* (2000), que las utiliza para la previsión de precipitaciones en aglomerados urbanos.

Las redes neuronales son sistemas de procesamiento de información, similares al funcionamiento del cerebro humano.

Aunque han sido inspiradas en el modelo cerebral, son mucho más simples tanto en su tamaño como en su forma (Klerfors, 1998; Logical Designs, 2001). Lo que las torna tan útiles es que estas simples funciones pueden hacer todo lo que un ordenador normal hace. Esto es, pueden ordenar todas las funciones ordenables. En cuanto un ordenador digital es programado para una

tarea, una red neuronal es entrenada "por ejemplos" para ejecutarla. A partir del momento en que "aprenden" la forma como el hombre hace, son capaces de realizar acciones que los ordenadores digitales no consiguen (Logical Designs, 2001).

La capacidad de las redes neuronales para aprender automáticamente a partir de ejemplos se torna atractiva. En vez de seguir un conjunto de reglas específicas por los especialistas humanos, las redes parecen aprender reglas innatas (tal como las relaciones de entrada y salida), a partir de la colección dada de ejemplos representativos (Jain *et al.*, 1996).

El modelo esbozado y propuesto en este trabajo de investigación trata de simular hidrogramas recurriendo a redes neuronales. Con base en las precipitaciones y consecuentes escorrentías registradas en el pasado en una cuenca hidrográfica, se preveé, con un hietograma arbitrario, el hidrograma correspondiente.

Una de las características de las redes neuronales es precisamente su capacidad de aprender automáticamente a partir de ejemplos. Resta entonces encontrar una arquitectura de redes que se adecue al problema, así como un algoritmo de aprendizaje que consiga minimizar la función de error, calculada a partir de los valores de las salidas correctas y los que la red va obteniendo. En este estudio, las redes neuronales se muestran activas por aprender automáticamente con ejemplos facilitados. El objetivo fue "enseñar" a la red escogida a relacionar las precipitaciones ocurridas con los caudales registrados. Con este trabajo de investigación desarrollado en el campo de las redes neuronales se contribuye, por cierto, a un conocimiento más eficaz y preciso en lo que toca al fenómeno con gran carácter aleatorio, que es la precipitación y consecuente escorrentía de una cuenca hidrográfica.

Método

El área de estudio fue la cuenca hidrográfica del río Corgo, situado en el distrito de Vila Real, Portugal, afluente de la margen derecha del río Douro. Este río nace en Vila Pouca de Aguiar, en la sierra de Padrela, y desemboca en el río Douro, a la entrada de la ciudad de Peso da Régua. Su extensión es de 52.1 km y sus afluentes principales son el río Sordo y el río Cabril. El río Corgo presenta una escorrentía perenne, con un caudal medio anual de 6.4 m³/s. La cuenca hidrográfica de este río tiene una orientación de norte-sur y un área aproximada de 517 km², tratándose de una cuenca alargada. Su composición geológica está constituida sobre todo por rocas graníticas intrusivas.

Los datos pluviométricos utilizados en este trabajo fueron medidos en la estación agroclimatológica de la

Universidade de Trás-os-Montes e Alto Douro (UTAD), en Vila Real, y los datos hidrométricos se midieron en la estación hidrométrica de Ermida. Se seleccionaron los datos (de un total de 13 eventos) comprendidos entre el 1º de marzo de 1978 y el 26 de enero de 1985. Después de esta selección se procedió a la conversión de bandas pluviográficas en hietogramas, y de limnigramas en hidrogramas. Así, cada evento fue constituido por un hietograma y su correspondiente hidrograma. Tales datos fueron convenientemente procesados en formato de texto, como se puede visualizar en los cuadros 1 a 13, para su posterior tratamiento informático.

El algoritmo principal de la red neuronal concebida para este trabajo de investigación fue desarrollado en soporte *Matlab* (*The Mathworks, Inc.*, 1998); primero se introdujeron el índice del primero y del último. El algoritmo del programa principal se desarrolló de la siguiente forma: en una matriz, y en una especie de ficheros, se cargan

Cuadro 1. Datos del evento 1 (x - precipitación, mm; y - caudal, m³/s).

Evento	Año	Mes	Día	Hora	x	y
1	1978	3	1	16	0	64
1	1978	3	1	17	0	64
1	1978	3	1	18	1.4	64
1	1978	3	1	19	3	76
1	1978	3	1	20	4	86
1	1978	3	1	21	5.5	117
1	1978	3	1	22	6	221
1	1978	3	1	23	6.5	296
1	1978	3	1	24	0	251
1	1978	3	2	1	0	211
1	1978	3	2	2	0	170
1	1978	3	2	3	0	140
1	1978	3	2	4	0	123
1	1978	3	2	5	0	109
1	1978	3	2	6	0	99
1	1978	3	2	7	0	90
1	1978	3	2	8	0	84
1	1978	3	2	9	0	82
1	1978	3	2	10	0	78
1	1978	3	2	11	0	75
1	1978	3	2	12	0	71
1	1978	3	2	13	0	68
1	1978	3	2	14	0	67
1	1978	3	2	15	0	66
1	1978	3	2	16	0	65
1	1978	3	2	17	0	64
1	1978	3	2	18	0	64
1	1978	3	2	19	0	64
1	1978	3	2	20	0	64
1	1978	3	2	21	0	64

Cuadro 2. Datos del evento 2 (x - precipitación, mm; y - caudal, m³/s).

Evento	Año	Mes	Día	Hora	x	y
2	1979	3	25	17	0	62
2	1979	3	25	18	0	62
2	1979	3	25	19	1.2	65
2	1979	3	25	20	0.8	67
2	1979	3	25	21	0.3	68
2	1979	3	25	22	0.5	69
2	1979	3	25	23	1	75
2	1979	3	25	24	1.5	78
2	1979	3	26	1	0	78
2	1979	3	26	2	1.6	79
2	1979	3	26	3	0.5	85
2	1979	3	26	4	0.4	93
2	1979	3	26	5	4.3	101
2	1979	3	26	6	0.6	122
2	1979	3	26	7	0	109
2	1979	3	26	8	0	100
2	1979	3	26	9	0	97
2	1979	3	26	10	0	86
2	1979	3	26	11	0	78
2	1979	3	26	12	0	71
2	1979	3	26	13	0	67
2	1979	3	26	14	0	64
2	1979	3	26	15	0	63
2	1979	3	26	16	0	62
2	1979	3	26	17	0	62
2	1979	3	26	18	0	62
2	1979	3	26	19	0	62
2	1979	3	26	20	0	62
2	1979	3	26	21	0	62
2	1979	3	26	22	0	62

Cuadro 3. Datos del evento 3 (x - precipitación, mm; y - caudal, m³/s).

Evento	Año	Mes	Día	Hora	x	y
3	1982	11	12	22	0	18
3	1982	11	12	23	0	18
3	1982	11	12	24	1	18
3	1982	11	13	1	0.5	25
3	1982	11	13	2	3	41
3	1982	11	13	3	4	50
3	1982	11	13	4	2.5	53
3	1982	11	13	5	0.5	59
3	1982	11	13	6	1	75
3	1982	11	13	7	1	121
3	1982	11	13	8	4	134
3	1982	11	13	9	0	123
3	1982	11	13	10	0	102
3	1982	11	13	11	0	79

Cuadro 3. Datos del evento 3 (x - precipitación, mm; y - caudal, m³/s) (continuación).

Evento	Año	Mes	Día	Hora	x	y
3	1982	11	13	12	0	64
3	1982	11	13	13	0	54
3	1982	11	13	14	0	45
3	1982	11	13	15	0	40
3	1982	11	13	16	0	35
3	1982	11	13	17	0	32
3	1982	11	13	18	0	29
3	1982	11	13	19	0	27
3	1982	11	13	20	0	25
3	1982	11	13	21	0	24
3	1982	11	13	22	0	23
3	1982	11	13	23	0	22
3	1982	11	13	24	0	21
3	1982	11	14	1	0	20
3	1982	11	14	2	0	19
3	1982	11	14	3	0	18

Cuadro 4. Datos del evento 4 (x - precipitación, mm; y - caudal, m³/s).

Evento	Año	Mes	Día	Hora	x	y
4	1982	12	11	23	0	16
4	1982	12	11	24	0	16
4	1982	12	12	1	1.6	16
4	1982	12	12	2	0.4	17
4	1982	12	12	3	0.4	22
4	1982	12	12	4	0.2	26
4	1982	12	12	5	0.4	28
4	1982	12	12	6	1.5	31
4	1982	12	12	7	4.4	37
4	1982	12	12	8	2	50
4	1982	12	12	9	3.5	85
4	1982	12	12	10	0	133
4	1982	12	12	11	7	171
4	1982	12	12	12	0	169
4	1982	12	12	13	0	156
4	1982	12	12	14	0	135
4	1982	12	12	15	0	115
4	1982	12	12	16	0	99
4	1982	12	12	17	0	83
4	1982	12	12	18	0	69
4	1982	12	12	19	0	60
4	1982	12	12	20	0	56
4	1982	12	12	21	0	49
4	1982	12	12	22	0	41
4	1982	12	12	23	0	35
4	1982	12	12	24	0	30
4	1982	12	13	1	0	24
4	1982	12	13	2	0	19
4	1982	12	13	3	0	16
4	1982	12	13	4	0	16

Cuadro 5. Datos del evento 5 (x - precipitación, mm; y - caudal, m³/s).

Evento	Año	Mes	Día	Hora	x	y
5	1982	12	20	7	0	14
5	1982	12	20	8	0	14
5	1982	12	20	9	2	15
5	1982	12	20	10	0.2	18
5	1982	12	20	11	0.7	19
5	1982	12	20	12	1	20
5	1982	12	20	13	1.5	24
5	1982	12	20	14	2	27
5	1982	12	20	15	1	36
5	1982	12	20	16	3.7	44
5	1982	12	20	17	3	60
5	1982	12	20	18	6.7	75
5	1982	12	20	19	1.2	90
5	1982	12	20	20	0	137
5	1982	12	20	21	0	114
5	1982	12	20	22	0	95
5	1982	12	20	23	0	78
5	1982	12	20	24	0	65
5	1982	12	21	1	0	58
5	1982	12	21	2	0	50
5	1982	12	21	3	0	44
5	1982	12	21	4	0	40
5	1982	12	21	5	0	37
5	1982	12	21	6	0	34
5	1982	12	21	7	0	29
5	1982	12	21	8	0	21
5	1982	12	21	9	0	18
5	1982	12	21	10	0	16
5	1982	12	21	11	0	14
5	1982	12	21	12	0	14

Cuadro 6. Datos del evento 6 (x - precipitación, mm; y - caudal, m³/s).

Evento	Año	Mes	Día	Hora	x	y
6	1983	12	18	1	0	20
6	1983	12	18	2	0	20
6	1983	12	18	3	2.5	30
6	1983	12	18	4	4	45
6	1983	12	18	5	5.5	111
6	1983	12	18	6	1	156
6	1983	12	18	7	3	175
6	1983	12	18	8	4.5	192
6	1983	12	18	9	2.8	244
6	1983	12	18	10	0	234
6	1983	12	18	11	0	214
6	1983	12	18	12	0	160
6	1983	12	18	13	0	142
6	1983	12	18	14	0	120

Cuadro 6. Datos del evento 6 (x - precipitación, mm; y - caudal, (m³/s) (continuación).

Evento	Año	Mes	Día	Hora	x	y
6	1983	12	18	15	0	111
6	1983	12	18	16	0	99
6	1983	12	18	17	0	85
6	1983	12	18	18	0	78
6	1983	12	18	19	0	70
6	1983	12	18	20	0	62
6	1983	12	18	21	0	51
6	1983	12	18	22	0	40
6	1983	12	18	23	0	31
6	1983	12	18	24	0	25
6	1983	12	19	1	0	21
6	1983	12	19	2	0	20
6	1983	12	19	3	0	20
6	1983	12	19	4	0	20
6	1983	12	19	5	0	20
6	1983	12	19	6	0	20

Cuadro 7. Datos del evento 7 (x - precipitación, mm; y - caudal, (m³/s).

Evento	Año	Mes	Día	Hora	x	y
7	1983	12	19	21	0	50
7	1983	12	19	22	0	50
7	1983	12	19	23	1.5	50
7	1983	12	19	24	7	75
7	1983	12	20	1	8.5	120
7	1983	12	20	2	9.3	180
7	1983	12	20	3	18.6	352
7	1983	12	20	4	7	529
7	1983	12	20	5	0	430
7	1983	12	20	6	0	304
7	1983	12	20	7	0	206
7	1983	12	20	8	0	151
7	1983	12	20	9	0	146
7	1983	12	20	10	0	138
7	1983	12	20	11	0	113
7	1983	12	20	12	0	97
7	1983	12	20	13	0	86
7	1983	12	20	14	0	79
7	1983	12	20	15	0	71
7	1983	12	20	16	0	65
7	1983	12	20	17	0	61
7	1983	12	20	18	0	61
7	1983	12	20	19	0	60
7	1983	12	20	20	0	55
7	1983	12	20	21	0	54
7	1983	12	20	22	0	53
7	1983	12	20	23	0	52
7	1983	12	20	24	0	51
7	1983	12	21	1	0	50
7	1983	12	21	2	0	50

Cuadro 8. Datos del evento 8 (x - precipitación, mm; y - caudal, (m³/s).

Evento	Año	Mes	Día	Hora	x	y
8	1983	12	22	1	0	55
8	1983	12	22	2	0	55
8	1983	12	22	3	2	58
8	1983	12	22	4	1.5	61
8	1983	12	22	5	2.8	71
8	1983	12	22	6	2.5	86
8	1983	12	22	7	4	106
8	1983	12	22	8	1	116
8	1983	12	22	9	1	131
8	1983	12	22	10	0.8	134
8	1983	12	22	11	0	121
8	1983	12	22	12	0	109
8	1983	12	22	13	0	99
8	1983	12	22	14	0	90
8	1983	12	22	15	0	86
8	1983	12	22	16	0	80
8	1983	12	22	17	0	77
8	1983	12	22	18	0	77
8	1983	12	22	19	0	74
8	1983	12	22	20	0	72
8	1983	12	22	21	0	70
8	1983	12	22	22	0	68
8	1983	12	22	23	0	66
8	1983	12	22	24	0	64
8	1983	12	23	1	0	62
8	1983	12	23	2	0	60
8	1983	12	23	3	0	58
8	1983	12	23	4	0	56
8	1983	12	23	5	0	55
8	1983	12	23	6	0	55

Cuadro 9. Datos del evento 9 (x - precipitación, mm; y - caudal, (m³/s).

Evento	Año	Mes	Día	Hora	x	y
9	1984	11	15	13	0	16
9	1984	11	15	14	0	16
9	1984	11	15	15	3	16
9	1984	11	15	16	4	30
9	1984	11	15	17	4	51
9	1984	11	15	18	3.8	127
9	1984	11	15	19	11	192
9	1984	11	15	20	4.8	241
9	1984	11	15	21	7.3	296
9	1984	11	15	22	6.2	325
9	1984	11	15	23	4.2	338
9	1984	11	15	24	0	293
9	1984	11	16	1	0	251
9	1984	11	16	2	0	121

Cuadro 9. Datos del evento 9 (x - precipitación, mm; y - caudal, (m³/s) (continuación).

Evento	año	mes	día	hora	X	Y
9	1984	11	16	3	0	117
9	1984	11	16	4	0	95
9	1984	11	16	5	0	81
9	1984	11	16	6	0	72
9	1984	11	16	7	0	64
9	1984	11	16	8	0	57
9	1984	11	16	9	0	51
9	1984	11	16	10	0	46
9	1984	11	16	11	0	40
9	1984	11	16	12	0	35
9	1984	11	16	13	0	30
9	1984	11	16	14	0	25
9	1984	11	16	15	0	21
9	1984	11	16	16	0	18
9	1984	11	16	17	0	16
9	1984	11	16	18	0	16

Cuadro 10. Datos del evento 10 (x - precipitación, mm; y - caudal, (m³/s).

Evento	Año	Mes	Día	Hora	x	y
10	1984	11	18	16	0	75
10	1984	11	18	17	0	75
10	1984	11	18	18	1.9	85
10	1984	11	18	19	0.6	90
10	1984	11	18	20	0.5	92
10	1984	11	18	21	2.7	100
10	1984	11	18	22	3.8	115
10	1984	11	18	23	1.2	120
10	1984	11	18	24	1.5	125
10	1984	11	19	1	3.7	175
10	1984	11	19	2	7.2	256
10	1984	11	19	3	0	225
10	1984	11	19	4	0	172
10	1984	11	19	5	0	149
10	1984	11	19	6	0	129
10	1984	11	19	7	0	119
10	1984	11	19	8	0	108
10	1984	11	19	9	0	95
10	1984	11	19	10	0	90
10	1984	11	19	11	0	87
10	1984	11	19	12	0	82
10	1984	11	19	13	0	79
10	1984	11	19	14	0	78
10	1984	11	19	15	0	77
10	1984	11	19	16	0	76
10	1984	11	19	17	0	75
10	1984	11	19	18	0	75
10	1984	11	19	19	0	75
10	1984	11	19	20	0	75
10	1984	11	19	21	0	75

Cuadro 11. Datos del evento 11 (x - precipitación, mm; y - caudal, (m³/s).

Evento	Año	Mes	Día	Hora	x	y
11	1984	11	20	18	0	30
11	1984	11	20	19	0	30
11	1984	11	20	20	1.5	32
11	1984	11	20	21	0.5	37
11	1984	11	20	22	0.8	40
11	1984	11	20	23	1.2	42
11	1984	11	20	24	1.5	47
11	1984	11	21	1	0	48
11	1984	11	21	2	0.2	49
11	1984	11	21	3	0.3	50
11	1984	11	21	4	0.3	51
11	1984	11	21	5	0	52
11	1984	11	21	6	0.1	53
11	1984	11	21	7	0.3	54
11	1984	11	21	8	0.5	57
11	1984	11	21	9	0	56
11	1984	11	21	10	0	55
11	1984	11	21	11	0	53
11	1984	11	21	12	0	50
11	1984	11	21	13	0	48
11	1984	11	21	14	0	46
11	1984	11	21	15	0	44
11	1984	11	21	16	0	41
11	1984	11	21	17	0	38
11	1984	11	21	18	0	36
11	1984	11	21	19	0	34
11	1984	11	21	20	0	32
11	1984	11	21	21	0	31
11	1984	11	21	22	0	30
11	1984	11	21	23	0	30

Cuadro 12. Datos del evento 12 (x- precipitación, mm; y - caudal, (m³/s).

Evento	Año	Mes	Día	Hora	x	y
12	1984	11	24	2	0	32
12	1984	11	24	3	0	32
12	1984	11	24	4	1.5	35
12	1984	11	24	5	1.5	37
12	1984	11	24	6	1.5	44
12	1984	11	24	7	1.5	48
12	1984	11	24	8	1	57
12	1984	11	24	9	0.2	64
12	1984	11	24	10	0.5	73
12	1984	11	24	11	1	78
12	1984	11	24	12	0	75
12	1984	11	24	13	0	68
12	1984	11	24	14	0	65
12	1984	11	24	15	0	63

Cuadro 12. Datos del evento 12 (x- precipitación, mm; y - caudal, (m³/s) (continuación).

Evento	Año	Mes	Día	Hora	x	y
12	1984	11	24	16	0	61
12	1984	11	24	17	0	60
12	1984	11	24	18	0	58
12	1984	11	24	19	0	57
12	1984	11	24	20	0	54
12	1984	11	24	21	0	50
12	1984	11	24	22	0	48
12	1984	11	24	23	0	44
12	1984	11	24	24	0	42
12	1984	11	25	1	0	41
12	1984	11	25	2	0	40
12	1984	11	25	3	0	38
12	1984	11	25	4	0	36
12	1984	11	25	5	0	35
12	1984	11	25	6	0	34
12	1984	11	25	7	0	32

Cuadro 13. Datos del evento 13 (x - precipitación, mm; y - caudal, (m³/s).

Evento	Año	Mes	Día	Hora	x	y
13	1985	1	25	2	0	31
13	1985	1	25	3	0	31
13	1985	1	25	4	0.8	31
13	1985	1	25	5	5.5	45
13	1985	1	25	6	3	50
13	1985	1	25	7	2.5	68
13	1985	1	25	8	1	72
13	1985	1	25	9	0.8	75
13	1985	1	25	10	0.6	79
13	1985	1	25	11	3.1	83
13	1985	1	25	12	2.8	111
13	1985	1	25	13	9.8	163
13	1985	1	25	14	10	236
13	1985	1	25	15	8.8	266
13	1985	1	25	16	0	235
13	1985	1	25	17	0	185
13	1985	1	25	18	0	144
13	1985	1	25	19	0	117
13	1985	1	25	20	0	104
13	1985	1	25	21	0	97
13	1985	1	25	22	0	88
13	1985	1	25	23	0	80
13	1985	1	25	24	0	72
13	1985	1	26	1	0	65
13	1985	1	26	2	0	55
13	1985	1	26	3	0	48
13	1985	1	26	4	0	40
13	1985	1	26	5	0	35
13	1985	1	26	6	0	32
13	1985	1	26	7	0	31

los siguientes datos: número de evento, año, día, mes, hora, precipitación y caudal; se desarrolla una estructura, donde se almacenaron los siguientes datos por cada evento: número de evento, dato de inicio, posición inicial en la matriz, y la opción (entrenamiento, prueba, no utilizada), visualizándose los eventos presentes en la matriz; para cada evento se indicó si sería utilizado para entrenamiento (opción cero), para prueba (opción uno) o para ninguno de los anteriores (opción nueve). Esta selección se grabó en la estructura. Después de introducir los siguientes parámetros: orden de la ecuación, según las precipitaciones (x) y los caudales (y), e incluso, el número de divisiones, según el eje normalizado de las ordenadas (que son los límites). Así, el programa buscó en todos los sucesos a ser utilizados, cuál sería la precipitación y el caudal máximo, para posteriormente calcular las divisiones del eje normalizado (de precipitaciones y caudales), dividiendo todos los caudales por el caudal máximo y todas las precipitaciones por la precipitación máxima, pasando al entrenamiento de la red y, seguidamente a la prueba de la red. Después de la conclusión y visualización de la prueba de la red, se puede optar o por el inicio de las fases del programa, anteriormente descritas, o por su término.

Se construyó una arquitectura de la red, así como su algoritmo de aprendizaje como se esquematiza en la ilustración 1. Está constituida por tres capas y es del tipo recurrente o realimentada (Jain *et al.*, 1996; Russel y Norvig, 1995). Inicialmente tenemos dos columnas que traducen los valores de precipitación (x) y caudales (y) (normalizados), respectivamente, siendo el número de líneas (z) dictado por el número de muestras para el entrenamiento. Después de la lectura para las entradas (npx y np_y), así como el número de límites, se puede traducir el funcionamiento de esta red (para la primera pasada de entrenamiento, con npx y $np_y = 1$ y el número de límites = 2) por $y_2 = P_1$ (al $y_1 + b_1x_1$) + P_2 ($a_2y_1 + b_2x_1$), donde y_1 y x_1 dicen respecto al caudal y precipitación (normalizados) de la primera hora, respectivamente. El y_2 es el caudal (normalizado) de la segunda hora; P_1 , P_2 , a_1 , a_2 , b_1 y b_2 son los pesos de las uniones. P_1 y P_2 son calculados en un sistema de ejes normalizados (ilustración 2), donde, para cada y_t (caudal normalizado) existirá un P_1 y P_2 , siendo $P_1 + P_2 = 1$. De esta forma, y para cada pasada o ciclo de la red (en cada hora de registro), constituye una matriz A (ilustración 3) con n líneas que traducen la pasada o ciclo de la red, y con z columnas, relativas a los parámetros o pesos estimados. El "compromiso" entre todos los parámetros o pesos a_1 , a_2 , b_1 y b_2 de las líneas de la matriz, se nos ha dado por $A_{\text{esq.}} \cdot y$, y es cuando el método de los mínimos cuadrados encuentra entonces

Ilustración 1. Arquitectura generalizada de la red neuronal utilizada.

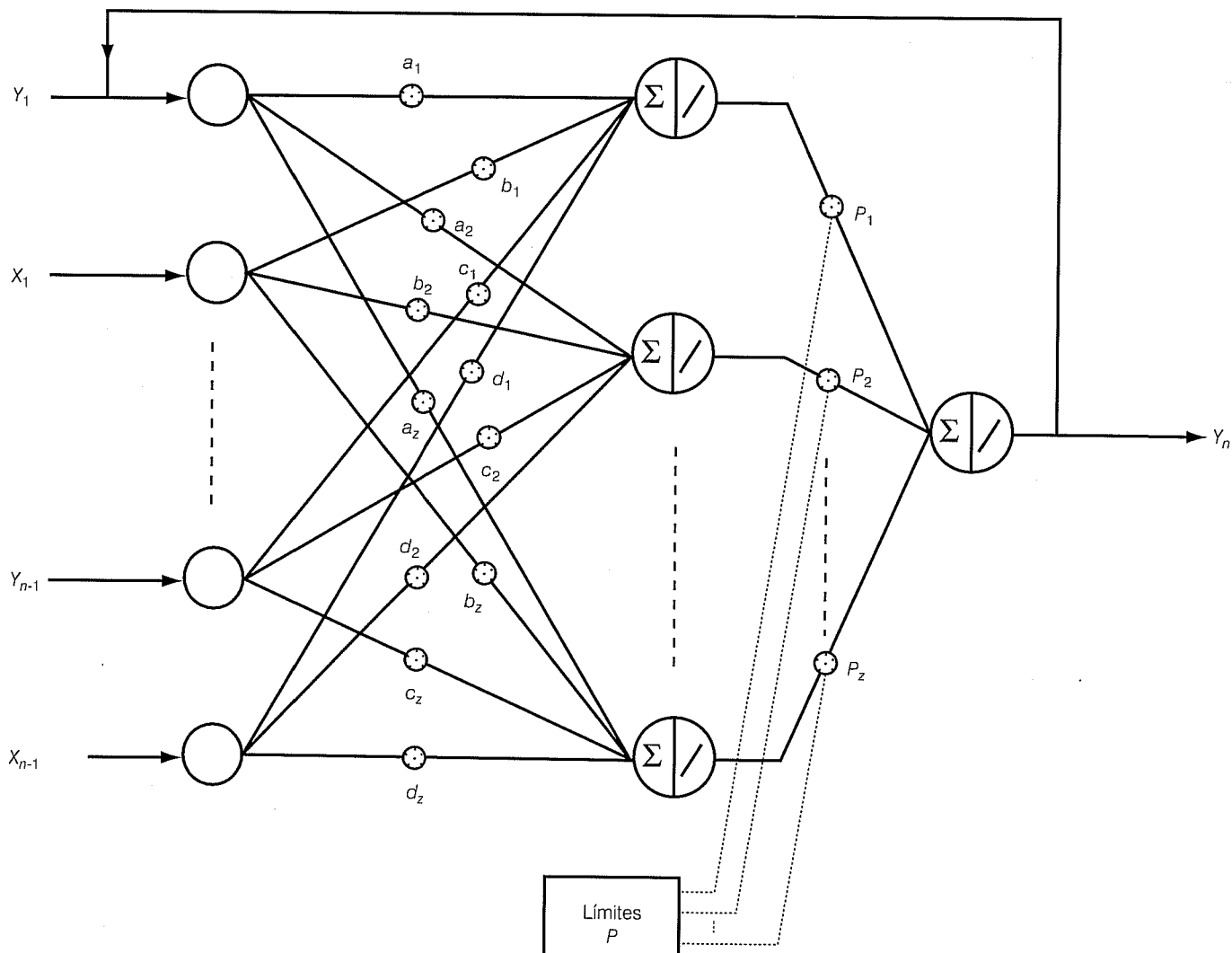


Ilustración 2. Sistema de ejes normalizados.

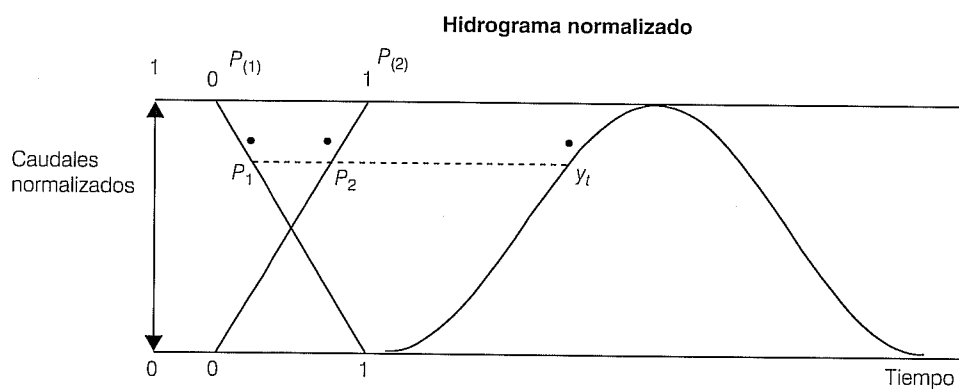


Ilustración 3. Matriz A.

Matriz A	a_1	a_2	...	a_z	b_1	b_2	...	b_z	c_1	c_2	...	c_z	d_1	d_2	...	d_z
Muestras	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$
	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$	$\vdots$

los parámetros o pesos finales (entre las dos primeras capas de neuronios).

Con los parámetros encontrados se hace la simulación de caudales. Siendo conocida la columna de precipitaciones x , así como el caudal inicial, se simulan todos los caudales restantes de y_2 a y_{30} (ilustración 4), para cada muestra o suceso. Se referirá que el caudal y_1 es el caudal (normalizado) del río, antes de la ocurrencia de cualquier precipitación. Se intuyen los caudales de salida (de y_2 a y_{30}) conforme se pueden observar en la siguiente ecuación:

$$\begin{aligned}
 Y_n = & P_1(a_1 Y_1 + b_1 X_1 + \dots + c_1 Y_{n-1} + d_1 X_{n-1}) \\
 & + P_2(a_2 Y_1 + b_2 X_1 + \dots + c_2 Y_{n-1} + d_2 X_{n-1}) \\
 & + P_z(a_z Y_1 + b_z X_1 + \dots + c_z Y_{n-1} + d_z X_{n-1})
 \end{aligned}$$

Posteriormente, el programa transforma el valor de los caudales encontrados (normalizados) en valores correctos de caudales, haciendo la comparación con los caudales reales, visualizándolos.

Resultados y discusión

Después de la aplicación de nuestra metodología a los eventos entrenados e hidrogramas de prueba (cuadro 14), se verificó que la semejanza entre los hidrogramas reales y simulados fuera evidente. Conforme se puede observar en la ilustración 5 —relativa al periodo comprendido entre las 23 horas del día 11 de diciembre de 1982 y las 4 horas del día 13 de diciembre del mismo año—, se registró un aumento del caudal de casi 160 m^3/s , que mereció nuestra atención. La punta del hidrograma real es de 173 m^3/s y la del simulado es de 148 m^3/s , diferencián-

dose así en 23 m^3/s , el cual se registró una hora después, o sea, cuando $t=14$ (1 h). La red "se falsea", también por la falta de precipitación. El hidrograma simulado tiende al descenso, despertando, posteriormente, con la precipitación relevante de 7 mm.

Genéricamente, también aquí se ven semejanzas entre los dos gráficos, con diferencias medias horarias de caudal hasta la última punta ínfima de (-) 4 $m^3/s \cdot h$ hasta $t=14$ y (-) 2 $m^3/s \cdot h$ en el total.

La forma tan característica de este tipo de eventos es bien patente en los hidrogramas real y simulado de la ilustración 6. Es perceptible que las curvas de crecimiento y decrecimiento se asemejan; sólo se nota un ligero desfase entre las puntas, habiendo sido simulado un caudal máximo de 159 m^3/s una hora antes de los 137 m^3/s reales. Por estar el hidrograma simulado siempre encima del real, se midió una diferencia media horaria de caudal hasta la última punta de 17 $m^3/s \cdot h$, siendo de 19 $m^3/s \cdot h$ cuando $t=14$ (21 h).

En la ilustración 7 se puede ver otro hidrograma bien simulado. Con una punta de 143 m^3/s superior, solamente en 9 m^3/s el caudal máximo verificado en el hidrograma real, que alcanza los 134 m^3/s dos horas después, o sea, cuando $t=10$ (11 h), con diferencia media horaria de caudal hasta la última punta de 8 $m^3/s \cdot h$. En las treinta horas de simulación se verifica una diferencia media horaria de caudal del orden de los 11 $m^3/s \cdot h$. A pesar del ligero desfase (2 h) en el tiempo de crecimiento de dos hidrogramas, se consideran semejantes en su todo, incluyendo la delineación de las curvas de crecimiento y decrecimiento.

En la ilustración 8 se verificó una diferencia en la punta de los hidrogramas de apenas 1 m^3/s en la simulación de este hidrograma. El real presenta un caudal máximo de 78 m^3/s cuando $t=10$ (12 h), y el simulado 77 m^3/s cuando $t=11$ (13 h). La diferencia media horaria de caudal hasta la última punta, $t=11$, es de apenas 5 $m^3/s \cdot h$, siendo de

Ilustración 4. Esquema generalizado de columnas de precipitaciones (x) y caudales (y) para prueba.

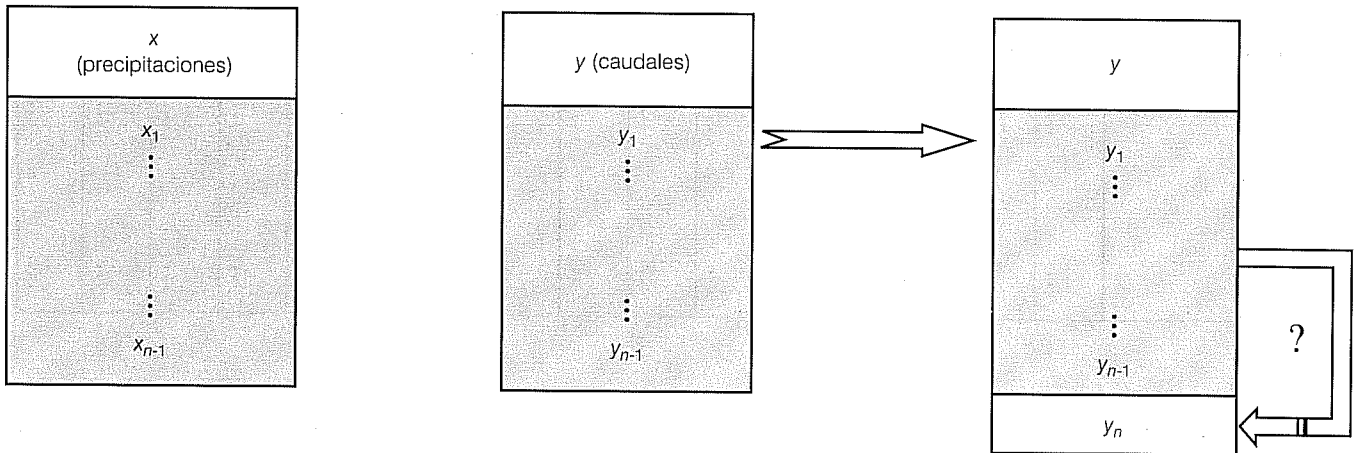


Ilustración 5. Hidrograma real y simulado –23 h (11/12/1982) a las 4 h (13/12/1982).

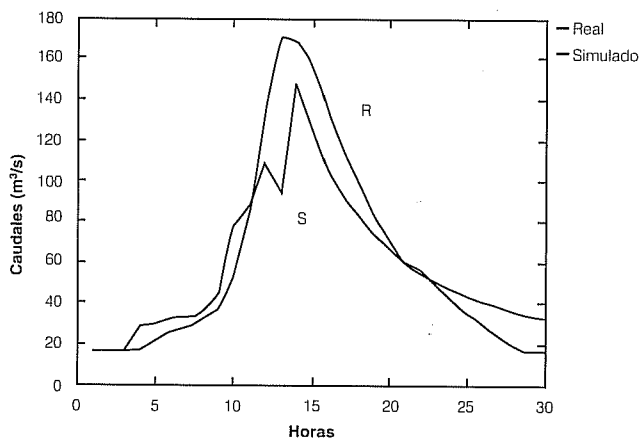


Ilustración 7. Hidrograma real y simulado – 1 h (22/12/1983) a las 6 h (23/12/1983).

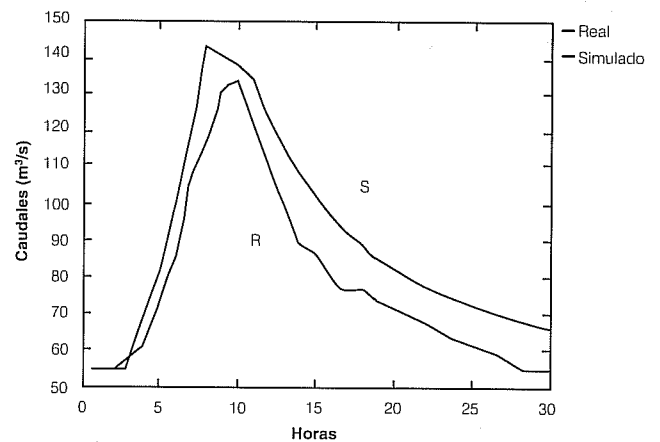


Ilustración 6. Hidrograma real y simulado –7 h (20/12/1982) a las 12 h (21/12/1982).

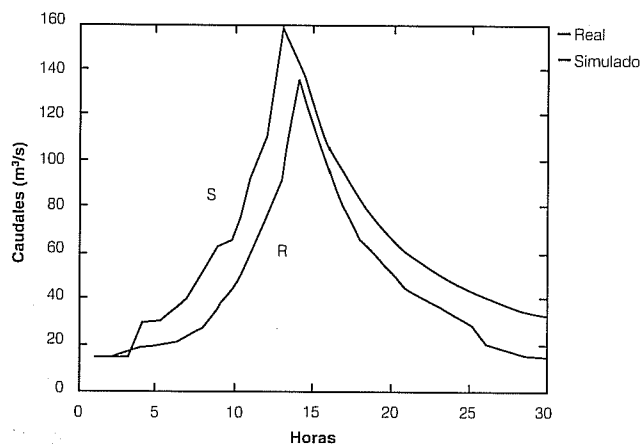
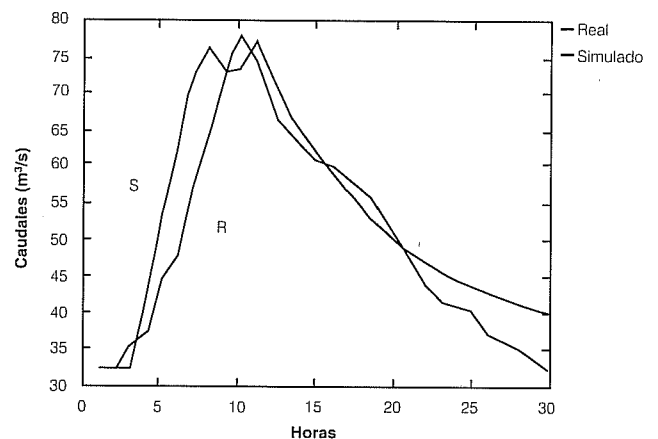


Ilustración 8. Hidrograma real y simulado – 2 h (24/11/1984) a las 7 h (25/11/1984).



Cuadro 14. Eventos de entrenamiento e hidrogramas de prueba.

Eventos de entrenamiento	Hidrogramas de prueba	Ilustración
1 a 3 y de 5 a 13	4	5
1 a 4 y de 6 a 13	5	6
1 a 7 y de 9 a 13	8	7
1 a 11 y 13	12	8

3 m³/s*h en todo el evento. Sin embargo, se consideran las curvas de crecimiento y decrecimiento muy semejantes; el hidrograma simulado presenta dos puntas, fruto de una ligera precipitación ocurrida entre ellas. Con todo, será digno de resaltar la apreciación de la evolución de estos dos desplazamientos que se muestran bastante coherentes.

La estructura de la red o su algoritmo de aprendizaje se mostró, a nuestro entender, eficaz para el abordaje temático efectuado y en el cual se asienta esta investigación. La carencia de datos fue, y ha de ser siempre, un hecho que condicionó, en parte, la estrategia del trabajo. Con todo, la prueba de buenos resultados está a la vista, no descuidando, evidentemente, otras maneras de formular el sistema de la red neuronal. De hecho pasan por la concepción de la arquitectura de la red y sistemas de aprendizaje, consecuencia inevitable de la cantidad, cualidad y abanico de parámetros disponibles en cada cuenca hidrográfica. Resalta el hecho de incluir en la red neuronal, con el objetivo de optimizarla, otros parámetros que, directa o indirectamente, tienen que ver con la forma de los hidrogramas. Destacamos la humedad del suelo que influencia categóricamente el proceso precipitación/escorrentía.

Conclusiones

Se consiguió un modelo de red capaz de simular, con alguna precisión, los niveles de agua registrados aguas abajo de la cuenca hidrográfica del río Corgo. En términos de reflexión del porqué del funcionamiento del método, podemos decir que una de las características de las redes neuronales es el hecho de aprendizaje por padrones, teniendo por base ecuaciones que pueden tener interpretaciones físicas; sin embargo, raramente sus complejidades dan origen a explicaciones de los fenómenos físicos. En este caso de estudio, se llegó a la conclusión de que la red delineada funciona bien. Nuestros ejemplos muestran cómo la red, fruto de los entrenamientos efectuados, esboza con gran exactitud

los hidrogramas y se puede decir que los modelos que no están basados en las leyes físicas pueden simular los acontecimientos naturales. Estamos convencidos de que los padrones pueden ser utilizados para presentar la complejidad de los fenómenos físicos si nos imaginamos estrictamente las ecuaciones basadas en las leyes físicas, como por ejemplo los modelos basados en las ecuaciones de Saint-Venant. Todavía podría ser levantada una cuestión compleja relativa a la comprensión profunda de la estructura de los padrones, como es el caso de lluvia-escorrentía en una cuenca hidrográfica, exigiendo para este hecho más estudios científicos a fin de que sea concluyente.

El paso siguiente será tal vez realizar estudios idénticos en las cuencas vecinas del Tâmega, Tua, Cóa y Sabor, entre otras, que, juntamente con el agua venida de España, dictan las alturas de agua registradas en la parte portuguesa del río Douro. Un equipo multidisciplinar podría, sin duda, dedicarse a un gran proyecto de investigación que, para ser lo más fiel posible, involucraría técnicos de las más diversas áreas. Considerar los niveles pluviométricos distribuidos uniformemente por toda la cuenca será diferente que, si dentro de la misma cuenca, consideramos diferentes precipitaciones registradas en diferentes puestos. Otro aspecto que parece, sin duda, poder revelar mejoría en los resultados de las simulaciones, sería la inclusión de una computadora en el local de las estaciones pluviográfica e hidrométrica. Así, y con datos reales en el instante, se conseguiría realimentar la red neuronal, obligándola a corregir valores y, por consecuencia, prever otros con un error inferior. Sería también de alabar el entendimiento con los servicios de protección civil para dar aviso y proteger contra avenidas a la población, o con esa u otras instituciones, poder desarrollar un mapa de alturas de agua o de avenidas con las ventajas que pueden obtenerse de esa acción. Utilizar un sistema de alarma, provocado por un nivel de agua registrado, podría poner en funcionamiento la red neuronal y, por consiguiente, la inmediata simulación de alturas de agua para las horas siguientes.

Agradecimientos

Nos gustaría agradecer al Departamento de Ingenierías (Ingeniería Civil) de la Universidade de Trás-os-Montes e Alto Douro, y al Departamento de Ingeniería Civil de la Universidade do Minho. De igual forma, agradecemos a Hidrorumo, S.A., por el apoyo logístico ofrecido.

Recibido: 20/05/2003
Aprobado: 01/08/2003

Referencias

- ALMEIDA, A. O Futuro e o ensino da hidráulica e recursos hídricos. *Ingenium*. Vol. 48, 2000, pp. 40-42.
- FERNANDES, L. y HAIE, N. Neural networks in the water resources management. [CD-Rom]. *World Water & Environmental Resources Congress*. ASCE, USA, Orlando, 20-24 May, 2001.
- GRUBERT, J.P. Prediction of estuarine instabilities with artificial neural networks. *Journal of computing in civil engineering*. Vol. 9, 1995, pp. 266-274.
- JAIN, R.C., JIANGCHANG, M. y MOTTIUDDIN, K.M. Artificial neural networks: a tutorial. *IEEE Computational Science & Engineering*. Vol. 29, 1996, pp. 31-44.
- KLERFORS, D. *Artificial neural networks*. Saint Louis, Missouri: Saint Louis University-School of Business & Administration, 1998.
- KUNDZEWICZ, Z.W. Flood protection-sustainability issues. *Hydrological sciences journal*. Vol. 44, 1999, pp. 559-571.
- LENCASTRE, A. y FRANCO, F.M. *Lições de hidrologia*. Segunda edición. Lisboa: Universidade Nova de Lisboa, 1992.
- LOGICAL DESIGNS. *Your complete neural network development environment*. [En línea]. <http://www.logicaldesigns.com>. 2001.
- LUK, K.C., BALL, J.E. y SHARMA, A. A study of optimal model lag and spatial inputs to artificial neural network for rainfall forecasting. *Journal of hydrology*. Vol. 227, 2000, pp. 56-65.
- RUSSEL, J.S. y NORVIG, P. *Artificial intelligence-a modern approach*. New Jersey: Prentice Hall, 1995.
- THE MATHWORKS, INC. *Matlab® - The language of technical computing*. Natick, Estados Unidos: The Mathworks, Inc., 1998.

Abstract

SANCHES-FERNÁNDEZ, L.F. & HAIE, N. A neural network model for hydrogram simulation in hydrographic basins. Hydraulic engineering in Mexico (in Spanish). Vol. XIX, no. 2, April-June, 2004, pp. 17-29.

The present work aims to provide the means of simulating hydrographs on the basis of previously existing data on rainfall and/or runoff. On the basis of previously-recorded rainfall and run-off data, and using a model based on the MATLAB environment, artificial neural networks are used to simulate hydrographs for the hydrographic basin of the Corgo River in northeastern Portugal. A network architecture was conceived and constructed, along with a learning algorithm for the data collected from each event, indicating in each case if they were intended for training or testing, or neither of these purposes. Then, the order parameters, such as rainfall, water flows and number of divisions (the latter in accordance with the normalized axis of ordinates) were introduced into the model. The model sought, for all events, the maximum rainfalls and flows, then calculated the divisions of the normalized axis, proceeding next to train the network, and finally perform the corresponding test. Having applied this method, we were able to conclude that there was an excellent degree of similarity between training and test results. Not only was there a minimal difference between peak flows in real and simulated hydrographs (as small as $23\text{m}^3/\text{s}$, $9\text{m}^3/\text{s}$ and $1\text{m}^3/\text{s}$) but, at 1 or 2 hours, the differences in the timing of these peaks were also minimal. Thus, the proposed neural network structure, as well as its learning algorithm, has proven to be extremely accurate in simulating, with a high degree of precision, the water levels observed in the hydrographic basin of the Corgo River.

Keywords: model, neural network, simulation, hydrographs, hydrographic basin, rainfall, flow, flood.

Dirección institucional de los autores:

Luís Filipe Sanches-Fernandes

PhD.
Professor auxiliar.
Universidade de Trás-os-Montes e Alto Douro (UTAD),
Engenharias, Engenharia Civil,
Quinta de Prados, Apartado 1013, 5000-911 Vila Real, Portugal,
teléfono: 00351259350397,
fax: 00351259350356,
lfilipe@utad.pt.

Naim Haie

PhD.
Professor associado.
Universidade do Minho (UM),
Engenharia Civil,
Campus de Azurém, 4800 Guimarães, Portugal,
teléfono: 00 3512 5351 0205,
naim@civil.uminho.pt.